

Le rôle de la mémoire de travail dans la compression temporelle des souvenirs épisodiques

Nathan Leroy

Thèse présentée en vue de l'obtention du grade de
Docteur en Sciences Psychologiques

Sous la supervision de

Arnaud D'Argembeau (promoteur) et

Steve Majerus (co-promoteur)

Année académique 2024-2025



Le rôle de la mémoire de travail dans la compression temporelle des souvenirs épisodiques

Nathan Leroy

Thèse présentée en vue de l'obtention du grade de
Docteur en Sciences Psychologiques

Sous la supervision de

Arnaud D'Argembeau (promoteur) et Steve Majerus (co-promoteur)

Année académique 2024-2025



© Copyright. Nathan Leroy, 2024.

ORCID : 0000-0003-2211-1345

Thèse présentée en vue de l'obtention du titre de Docteur en Sciences
Psychologiques.

Supervision :

Arnaud D'Argembeau (promoteur ; ORCID : 0000-0003-3618-9768)

Steve Majerus (co-promoteur ; ORCID : 0000-0002-8206-8097)

Membres du jury :

Christine Bastin (ORCID : 0000-0002-4556-9490)

Fabienne Collette (ORCID : 0000-0001-9288-9756)

Thomas Hinault (ORCID : 0000-0001-9939-0640)

Marco Sperduti (ORCID : 0000-0002-0974-8811)

Remerciements

Je tiens à exprimer ma reconnaissance envers l'ensemble des personnes qui ont contribué, chacune à leur façon, à l'aboutissement de ce travail. Je tiens tout d'abord à remercier mon promoteur, Arnaud, pour sa disponibilité et pour toutes les choses que j'ai pu apprendre de lui. Je souhaite également remercier mon co-promoteur, Steve, pour nos discussions motivantes et constructives. Je leur suis très reconnaissant de m'avoir permis de découvrir le monde fascinant de la recherche et pour leur accompagnement pendant ces quatre années.

Je tiens également à adresser mes remerciements aux membres de mon jury, Fabienne Collette, Christine Bastin, Thomas Hinault et Marco Sperduti pour le temps accordé à ce travail. Je remercie particulièrement Fabienne et Christine d'avoir accepté de faire partie de mon comité d'accompagnement. Ma gratitude va également au FNRS, pour m'avoir financé, aux participants de chacune des études, sans qui rien n'eût été possible, ainsi qu'aux étudiants ayant pris part à ce projet dans le cadre de leur cursus ou en tant que jobiste.

Il me tient aussi à cœur de remercier chaleureusement mes collègues, présents et passés, pour toutes les tranches de vie, les moments partagés. J'emporterai avec moi des souvenirs remplis d'émotions. Je remercie tout particulièrement David et Olivier, qui avec bienveillance et expertise, ont accompagné mes premiers pas de chercheurs.

Dans un autre contexte, je souhaite remercier ma famille, pour leur soutien indéfectible, mes amis, toujours partants pour m'aider à changer d'air, ma belle-famille pour leurs encouragements constants et enjoués. Bien évidemment, je remercie du fond du cœur Claire, pour sa compréhension, son aide au quotidien et ses conseils avisés.

Liège, septembre 2024

We all have our time machines, don't we. Those that take us back are memories. And those that carry us forward are dreams.

David Duncan and John Logan, *The time machine* (2002)

Table des matières

Préface	13
Introduction Théorique	17
<i>Chapitre I. Mémoire épisodique</i>	<i>19</i>
Section I. Définitions et concepts de base	20
Section II. Connaissances autobiographiques et souvenirs épisodiques	21
Section III. La simulation épisodique	25
Section IV. Le voyage mental dans le temps	27
<i>Chapitre II. La compression temporelle en mémoire épisodique</i>	<i>31</i>
Section I. Premières observations	31
Section II. Les travaux de Jeunehomme et D'Argembeau	33
Section III. Un modèle de la compression temporelle	36
<i>Chapitre III. La segmentation des événements</i>	<i>39</i>
Section I. Qu'est-ce qu'un événement ?	40
Section II. La segmentation des événements	42
Section III. Une segmentation hiérarchique	44
Section IV. La perception des points de segmentation	46
Section V. La segmentation et la structure temporelle des souvenirs épisodiques	49
<i>Chapitre IV. Le rôle de la mémoire de travail en mémoire épisodique</i>	<i>53</i>
Section I. La mémoire de travail	53
Section II. La capacité limitée de la mémoire de travail	54
Section III. L'oubli en mémoire de travail	55
Section IV. La compression en mémoire de travail	56
Section V. Mémoire de travail et mémoire à long terme	58
Section VI. Le rôle de la mémoire de travail dans la compression temporelle des souvenirs épisodiques	68
<i>Chapitre V. Des stimuli vidéo pour étudier la structure temporelle des souvenirs</i>	<i>71</i>
Partie expérimentale	75
<i>Objectifs et hypothèses</i>	<i>77</i>
<i>Étude I. The role of working memory capacity in the temporal compression of episodic memories: An individual differences approach</i>	<i>83</i>

Introduction	85
Experiment 1	91
Experiment 2	102
General discussion	110
Conclusion	113
Supplementary Materials	114

Étude II. The role of working memory in encoding the temporal structure of events in episodic memory: Evidence from a dual-task paradigm 137

Introduction	139
Methods	142
Results	149
Discussion	155

Étude III. Working memory capacity for continuous events: the root of temporal compression in episodic memory? 161

Introduction	163
Methods	165
Results	168
Discussion	171
Conclusion	174
Supplementary Materials	175

Étude IV. Time-compressed memory replay depends on both the number and duration of events 191

Introduction	193
Method	196
Results	202
Discussion	206
Supplementary Material	211

Étude V. Working memory capacity for continuous events: an improved measure 233

Introduction	235
Methods	238
Results	244
Discussion	247
Supplementary materials	251

Discussion générale 277

Discussion 279

Section I : Synthèse des résultats 279

Section II : La capacité limitée de la mémoire de travail pour les événements continus 284

Section III : Présent subjectif, mémoire de travail et unités d'expérience	287
Section IV : La durée des unités d'expérience	288
Section V : Durée des souvenirs et souvenirs des durées	293
Section VI : Compression temporelle et imagerie mentale	298
Section VII : La compression temporelle, un mécanisme adaptatif ?	300
Section VIII : Le rôle de la mémoire de travail dans la segmentation des événements	302
Section IX : Pistes de réflexion et perspectives de recherches futures	305
<i>Conclusion</i>	329
Annexes	331
<i>Annexe 1 : Informations supplémentaires à propos de l'étude "Working memory capacity for continuous events: the effects of delay and event duration"</i>	333
Bibliographie	337

Préface

Imaginez-vous à la maison par une calme après-midi d'automne. L'anniversaire d'une de vos amies approche et vous souhaitez organiser une sortie pour l'occasion. De but en blanc, vous n'avez pas vraiment d'idée. Afin de raviver vos neurones un peu engourdis, vous allez à la cuisine vous préparer une tasse de thé. Vous mettez de l'eau à chauffer. En attendant qu'elle soit à température, vous réfléchissez à ce qui serait susceptible ou non de faire plaisir à votre amie. Vous commencez à vous remémorer ce que vous aviez fait l'année dernière pour son anniversaire. Grâce à un aspect fascinant de la cognition humaine appelé « mémoire épisodique », vous commencez alors à revivre mentalement une partie de la soirée qui vous avait particulièrement amusée : vous voyez de nouveau dans votre esprit la serveuse arrivant avec un gâteau d'anniversaire et le déposant devant votre amie terriblement gênée, vos autres amis chantaient « Happy Birthday ». Ensuite, vous vous voyez en train de couper le gâteau, tout le monde à table le mange, puis vous vous retrouvez sur la piste de danse.

Avant que l'eau soit chaude, vous avez pu revoir tous ces événements dans votre esprit, or, dans la réalité, ils ont duré plusieurs dizaines de minutes. Cela illustre le fait que vos souvenirs ne sont pas des enregistrements exacts de vos expériences passées mais des représentations temporellement comprimées de ces dernières (c'est ce que l'on appelle la compression temporelle en mémoire épisodique). Bien que cette compression soit un aspect central de la mémoire humaine, les mécanismes cognitifs dont elle découle restent mal compris. Dans ce travail de thèse, nous faisons l'hypothèse qu'un autre système de mémoire, à savoir la mémoire de travail, pourrait jouer un rôle central dans ce phénomène.

Imaginons qu'avec votre eau chaude, vous souhaitiez préparer un succulent Latte. Pour ce faire, vous devrez placer dans une tasse un filtre rempli du thé de votre choix, y verser l'eau, y ajouter une quantité égale de lait chaud, laisser infuser, retirer le filtre, battre la préparation au fouet et, finalement, ajouter du sucre à votre convenance. Bien que cette tâche semble anodine, la réaliser avec succès nécessite un certain nombre d'opérations cognitives. Il faut garder en tête la recette, avoir à l'esprit notre état d'avancement (qui est en constante évolution) et agir en conséquence. Pendant que le thé infuse, d'autres sous-tâches peuvent être commencées mais il ne faut pas oublier ce dernier. Cette capacité à simultanément maintenir à l'esprit et manipuler les informations pertinentes pour la tâche réalisée et, plus largement, à construire des modèles mentaux de la situation en cours et les utiliser pour guider le comportement, est possible grâce au système neurocognitif que l'on appelle la mémoire de travail.

La littérature sur la mémoire des événements suggère que lorsque ces modèles mentaux de la situation en cours, construits et maintenus en mémoire de travail, deviennent obsolètes (car la situation a changé), ils sont mis à jour et un point de segmentation est perçu (nous éprouvons la sensation subjective qu'un événement se termine et qu'un autre commence). La perception des points de segmentation initierait l'intégration en mémoire épisodique des modèles mentaux maintenus en mémoire de travail, contribuant ainsi à la construction des souvenirs. Les différentes

unités d'expérience revisualisées mentalement lors de la remémoration d'un événement tel que « quand nous avons mangé du gâteau au restaurant pour l'anniversaire de Léa » (p. ex., nous « avons chanté », « j'ai coupé le gâteau », etc.) correspondraient aux modèles mentaux (ou modèles d'événements) construits et maintenus en mémoire de travail pendant la perception initiale de l'événement. Dès lors, les processus sous-tendant la construction des modèles d'événements en mémoire de travail et leur intégration en mémoire à long terme pourraient façonner la structure temporelle des souvenirs épisodiques.

Selon cette conceptualisation, la résolution temporelle avec laquelle le déroulement des événements est représenté en mémoire dépend de leur structure. Les événements comportant de nombreux changements solliciteraient de fréquentes mises à jour du modèle d'événement maintenu en mémoire de travail et donc la formation de nombreuses unités d'expériences en mémoire à long terme. En outre, former des représentations complètes (peu comprimées) de nos expériences passées dépendrait de deux aptitudes. Premièrement, la capacité à identifier les changements au niveau de la situation en cours, c'est-à-dire les moments où il est opportun de mettre à jour le modèle d'événement actuel (ce facteur impacterait la quantité d'unités formées pour représenter un événement en mémoire). Deuxièmement, la capacité à accumuler de l'information et intégrer le flux perceptif en mémoire de travail, au sein du modèle d'événement actuel (ce facteur impacterait la durée des unités d'expérience).

Dans ce travail de thèse, nous avons mis à l'épreuve la conceptualisation décrite ci-dessus à l'aide de trois approches complémentaires. Premièrement, nous avons évalué si les différences inter-individuelles au niveau des capacités de mémoire de travail modulaient la compression temporelle des souvenirs épisodiques (Étude 1). Deuxièmement, nous avons investigué la contribution de la mémoire de travail à la formation des unités d'expérience en manipulant expérimentalement (à l'aide d'une tâche concurrente) les ressources de mémoire de travail disponibles pendant la perception d'événements de la vie quotidienne devant être subséquemment remémorés (Étude 2). Troisièmement, nous avons examiné plus en détail les mécanismes de construction des unités d'expérience en manipulant la structure d'événements courts devant être maintenus en mémoire de travail (Étude 3, Étude 4, Étude 5).

Le présent manuscrit s'organise comme suit : nous commencerons par une présentation du cadre théorique dans lequel se situe ce travail de thèse et les travaux antérieurs l'ayant motivé (introduction théorique). Nous décrirons ensuite comment, à travers cinq études, nous avons observé le rôle de la mémoire de travail dans le phénomène de compression temporelle et, plus largement, les mécanismes déterminants la structure temporelle des souvenirs (partie expérimentale). Enfin, nous résumerons les résultats obtenus et détaillerons leur apport à la littérature antérieure (discussion générale). Nous terminerons par donner un aperçu de l'état actuel de nos connaissances concernant le phénomène de compression temporelle et mettrons en avant une série d'éléments qui, selon nous, devront faire l'objet de futures recherches afin d'en améliorer la compréhension.

Introduction Théorique

Chapitre I. Mémoire épisodique

Permettez-nous de solliciter encore un peu votre imagination. Nous sommes maintenant au mois d'août, vous reprenez le travail après votre congé d'été. Vous arrivez au bureau et rencontrez un de vos collègues près de la machine à café. Celui-ci vous interpelle. Après quelques salutations d'usage, il vous demande si vous avez eu l'occasion d'essayer ce restaurant qu'il vous avait chaudement recommandé. Vous lui répondez par l'affirmative et vous vous remémorez alors ce jeudi après-midi que vous avez passé avec six de vos amis dans la ville voisine. Il faisait chaud, le ciel était dégagé. Après une courte promenade et quelques courses, vous vous êtes installés à une terrasse pour profiter d'une fine brise et d'un peu d'ombre. Le rafraîchissement consommé sur place vous ayant ouvert l'appétit, vous avez décidé, vous et vos amis, de vous diriger vers ledit restaurant. Au moment de le raconter à votre collègue, vous avez le sentiment de faire un saut dans le temps et de revivre mentalement cet événement passé. Vous revoyez l'entrée du restaurant, la charmante serveuse qui vous installe à votre table, vous avez l'impression de sentir de nouveau l'odeur de cuisine. Ensuite, entre deux gorgées de café, votre collègue vous interroge sur ce que vous y avez mangé, vous êtes alors reparti pour un voyage dans le temps où vous voyez se succéder votre entrée, votre plat et votre dessert. Finalement, vous racontez cette sympathique expérience à votre collègue et le remerciez de vous avoir conseillé cette adresse. Vous venez de recourir à ce que l'on appelle la mémoire épisodique, un aspect fascinant de la cognition humaine.

La mémoire épisodique peut être vue comme une machine mentale à remonter le temps, elle permet de se souvenir d'événements personnellement vécus dans un lieu donné à un moment précis du passé. Cette remémoration s'accompagne la plupart du temps de détails perceptivo-sensoriels, tels que des images mentales, des émotions, des odeurs, des sons, etc. Dans ce chapitre, nous commencerons par définir plus formellement la mémoire épisodique (section I). Nous nous intéresserons ensuite au contenu et à l'organisation des souvenirs épisodiques (section II). Dans la dernière partie de ce chapitre (sections III et IV), nous nous pencherons sur les mécanismes cognitifs grâce auxquels nous sommes capables de revivre mentalement le déroulement des événements de façon quasi-perceptuelle tout en ayant conscience que ces derniers appartiennent à notre passé personnel.

Section I. Définitions et concepts de base

Endel Tulving, un des pionniers de la recherche sur la mémoire (Cabeza & Düzel, 2023), a tout d'abord décrit la mémoire épisodique au travers de ses différences avec un autre système de mémoire : la mémoire sémantique. Selon lui, la mémoire sémantique peut se concevoir comme un thésaurus mental de connaissances qui sont décontextualisées et détachées de références autobiographiques (Tulving, 1972). La mémoire sémantique nous permet par exemple de savoir ce qu'est un pommier, que Bruxelles est la capitale de la Belgique (et de l'Europe), que Scarlett Johansson est une actrice américaine, etc. Elle se caractérise par un état de conscience dit noétique (c.-à-d., « je connais ce fait »).

La mémoire sémantique est donc, en quelque sorte, ce que l'on pourrait appeler la mémoire des faits. Par contraste, la mémoire épisodique est quant à elle la mémoire des événements. Cette dernière implique la conscience auto-noétique (c.-à-d., « je refais l'expérience d'un événement que j'ai vécu dans le passé ») et stockerait les caractéristiques perceptuelles des événements (Tulving, 1972, 1985). Tulving a proposé deux définitions complémentaires de la mémoire épisodique, la première centrée sur le contenu des souvenirs épisodiques, la seconde axée sur l'expérience subjective qui est inhérente à la remémoration de ces souvenirs (Renoult & Rugg, 2020). Il a d'abord défini la mémoire épisodique comme un système de traitement de l'information qui reçoit et stocke des informations sur des épisodes ou des événements temporellement datés et sur des relations spatio-temporelles entre ces événements (Tulving, 1972). Pour lui, la mémoire épisodique porte sur des événements vécus à des endroits particuliers et à des moments particuliers, elle concerne le « quoi », le « où », le « quand » de nos expériences passées (Tulving, 2002) (p. ex., des événements du type « le repas de mardi dernier avec mon groupe d'amis à la brasserie du village »). Plus tard, Tulving définira la mémoire épisodique comme un système neurocognitif permettant un voyage mental à travers le temps subjectif, du présent vers le passé, permettant ainsi de revivre, par le biais de la conscience auto-noétique, nos propres expériences passées (Tulving, 2002).

Globalement, la mémoire épisodique a donc trois caractéristiques distinctives. Premièrement, un contenu particulier : des événements spécifiques en lien avec notre histoire personnelle. Deuxièmement, une remémoration incluant (la plupart du temps) des détails sensoriels. Troisièmement, la conscience de revivre mentalement un événement personnellement vécu dans le passé. Dans les sections qui suivent nous détaillerons chacun de ces aspects.

Section II. Connaissances autobiographiques et souvenirs épisodiques

Afin de décrire plus en détail le contenu des souvenirs épisodiques, leur organisation en mémoire et leurs liens avec les connaissances autobiographiques, nous pouvons nous appuyer sur le cadre théorique développé par Martin Conway et ses collaborateurs (M. A. Conway, 2009 ; M. A. Conway & Pleydell-Pearce, 2000). Selon ce modèle, les connaissances autobiographiques fournissent un contexte conceptuel pour les souvenirs épisodiques et, en retour, les souvenirs épisodiques fournissent la base de ces connaissances autobiographiques (Conway, 2008).

Intéressons-nous un peu plus à cette relation. Tout d'abord, que sont précisément les connaissances autobiographiques ?

Les connaissances autobiographiques constituent des représentations conceptuelles des événements et périodes de notre vie (M. A. Conway, 2005; D'Argembeau, 2020). Elles fournissent un ensemble organisé de représentations contenant à la fois des connaissances factuelles concernant des événements de vie spécifiques (p. ex. : « je sais qu'avec mon équipe, nous avons remporté le tournoi de foot de l'école le dernier jour de ma rétho ») et des connaissances concernant des régularités (p. ex. : « je sais que j'ai passé trois ans dans cette école » ; M. A. Conway & Pleydell-Pearce, 2000; D'Argembeau, 2020). Plus précisément, les connaissances autobiographiques concernent trois grands domaines : les périodes de vie, les événements généraux et les événements spécifiques (M. A. Conway, 2005; M. A. Conway & Pleydell-Pearce, 2000). Ce trois types de connaissances autobiographiques varient en terme de spécificité et de cadre temporel (M. A. Conway, 2005; D'Argembeau, 2020).

Les connaissances relatives aux périodes de vie représentent des éléments caractéristiques (personnes, buts, endroits, activités, etc.) de périodes de temps étendues dans la vie de l'individu, habituellement de l'ordre de quelques mois ou années (p. ex. : « quand je travaillais à la pizzeria » ; D'Argembeau, 2020). Les événements généraux sont liés à des connaissances portant sur des événements répétés (p. ex. : « les matchs de hockey lorsque je faisais partie d'un club »), des événements uniques ayant durés dans le temps (p. ex. : « mon stage dans un hôpital ») et des ensembles d'événements organisés en séquences (p. ex. : « apprendre à conduire » ; D'Argembeau, 2020). Enfin, les connaissances associées aux événements spécifiques concernent des événements ayant eu lieu à un endroit précis à un moment précis (p. ex. : « le moment où j'ai demandé ma femme en mariage » ; D'Argembeau, 2020).

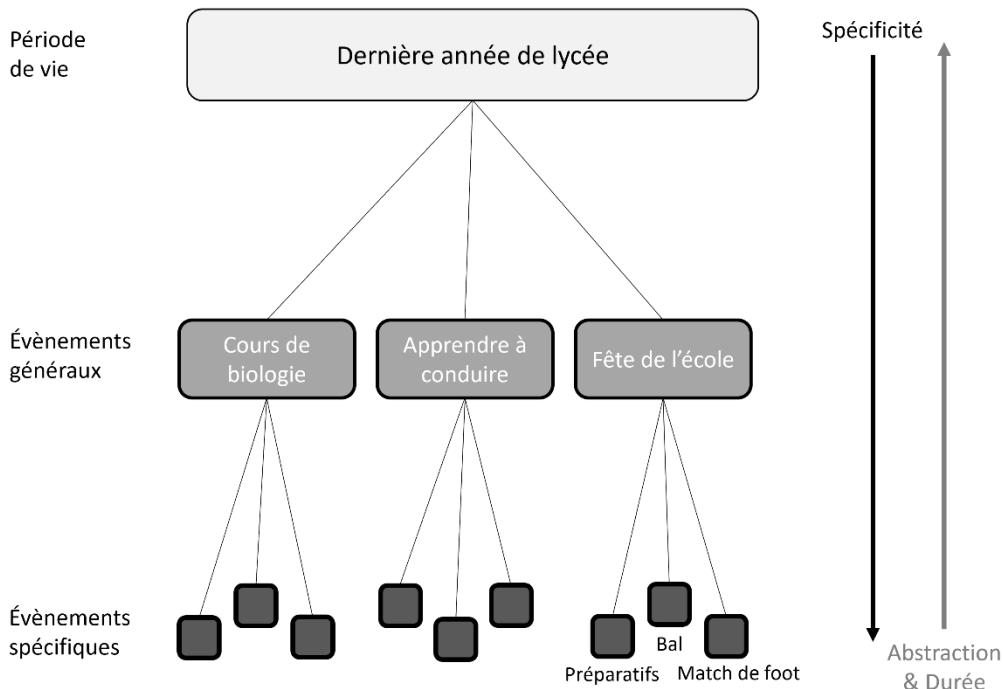
Les différentes connaissances autobiographiques sont organisées hiérarchiquement (Barsalou, 1988). Les événements spécifiques sont représentés comme des parties d'événements généraux, eux-mêmes imbriqués dans des périodes de vie (Figure 1; M. A. Conway, 2005; M. A. Conway & Pleydell-Pearce, 2000; D'Argembeau, 2020). Cette organisation est donc liée au niveau d'abstraction des connaissances. Les connaissances autobiographiques peuvent en quelque sorte être situées sur un continuum allant de connaissances très abstraites et conceptuelles à des connaissances proches de l'expérience et liées à un des événements spécifiques ; les

connaissances les moins abstraites étant imbriquées dans les plus abstraites (M.A. Conway, 2005; Conway & Pleydell-Pearce, 2000). Ces différences de niveau d'abstraction entre les représentations autobiographiques sont également observables au niveau cérébral. En effet, un certain nombre de données suggèrent un déplacement de l'activité des zones cérébrales postérieures vers les zones cérébrales antérieures à mesure que le niveau d'abstraction du contenu autobiographique récupéré augmente (Martinelli et al., 2013).

Tout en bas de cette hiérarchie, à la fin de ce continuum de l'abstraction, se trouvent les connaissances autobiographiques liées aux souvenirs épisodiques (Figure 1 ; M. A. Conway, 2005). Il existe ensuite plusieurs types de souvenirs épisodiques, eux aussi, organisés selon leur degré de spécificité. Ces derniers sont organisés en mémoire à long terme selon trois types de représentation : les éléments épisodiques (EEs), les souvenirs épisodiques simples et les souvenirs épisodiques complexes (M. A. Conway, 2009). Parmi ces représentations, les éléments épisodiques sont les plus proches de l'expérience. Ils sont souvent sous forme d'images visuelles et représentent des moments d'expérience (ou des résumés de moments d'expérience ; M. A. Conway, 2009). La plupart du temps, les EEs se situent dans un cadre. Ce cadre correspond aux connaissances conceptuelles des éléments épisodiques (M. A. Conway, 2009). Dans la conception de Conway, les éléments épisodiques correspondent plus ou moins directement à l'expérience tandis que le cadre conceptuel localise les EEs dans une structure mémorielle particulière. Le cadre conceptuel donne une interprétation et une signification personnelles aux EEs (M. A. Conway, 2009). La notion de cadre fait ici référence aux connaissances autobiographiques concernant un événement spécifique (p. ex. : « je suis allé chez mon ami dimanche »). Les connaissances conceptuelles de ce niveau rendent compte du fait que nous pouvons penser à des événements uniques dans notre passé sans nécessairement construire d'images mentales de ces derniers (une personne peut se souvenir qu'elle a été chez son ami dimanche sans « revivre » mentalement cet événement ; D'Argembeau, 2020).

Figure 1

Structure des connaissances en mémoire autobiographique

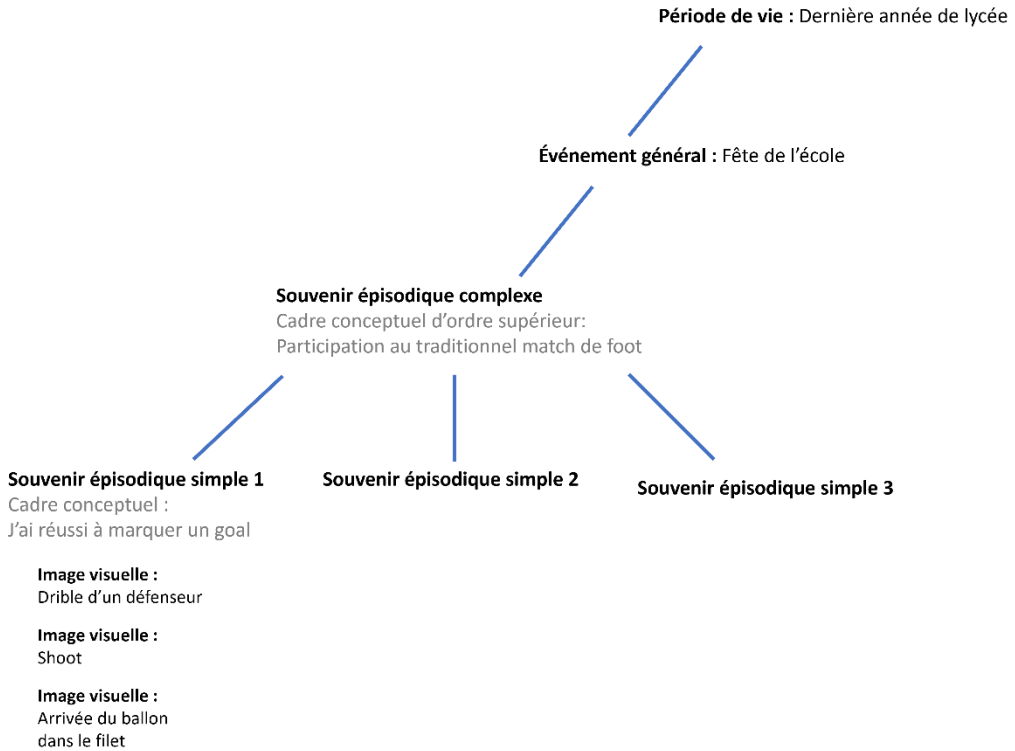


Note. Adapté de M. A. Conway (2005).

Selon Conway, les souvenirs épisodiques simples sont « des éléments épisodiques plus un cadre » (M. A. Conway, 2009). Une propriété importante de ces souvenirs est qu'ils représentent de courtes tranches (« *slices* ») de temps, chaque souvenir épisodique simple ne comporte donc qu'un nombre limité d'EEs (M. A. Conway, 2009). Le nombre moyen d'EEs caractérisant un souvenir épisodique simple est inconnu, néanmoins, selon Conway, ce nombre doit varier en fonction de la nature de l'expérience, de sa pertinence pour la personne et d'autres facteurs (M. A. Conway, 2009). Ensuite, les souvenirs épisodiques simples sont eux-mêmes organisés en souvenirs épisodiques complexes. Ces souvenirs épisodiques complexes consistent en un ou plusieurs souvenirs épisodiques simples associés avec un cadre conceptuel commun d'ordre supérieur (M. A. Conway, 2009). Cette structuration des souvenirs épisodiques en mémoire à long terme est illustrée dans la Figure 2.

Figure 2

Organisation des représentations autobiographiques et des souvenirs épisodiques en mémoire à long terme



Note. Selon M. A. Conway 2009.

Section III. La simulation épisodique

Dans la culture populaire, la mémoire épisodique est souvent représentée (à tort¹) comme un système fonctionnant à la manière d'une caméra, enregistrant à l'identique nos expériences et créant des vidéos re-visionnables à souhait (Lilienfeld et al., 2009). Le popularité de cette analogie peut s'expliquer par la phénoménologie typiquement associée à la remémoration des souvenirs épisodiques (Lilienfeld et al., 2009). La mémoire épisodique nous offre en effet la possibilité de revivre mentalement des segments de notre passé de façon quasi-perceptuelle (essentiellement de façon visuelle; M. A. Conway, 1988).

Pour de nombreux auteurs, les souvenirs épisodiques ne sont pas réellement stockés en mémoire (à la manière d'une photo dans un album, d'une vidéo sur un disque dur). Plutôt, ces derniers seraient reconstruits durant la remémoration. Plus précisément, la capacité à rejouer mentalement les événements passés sous forme d'images visuelles mentales reposerait sur un mécanisme neurocognitif commun à un ensemble de capacités dites « de simulation » (Addis, 2020; De Brigard, 2014; Hassabis & Maguire, 2007; Mahr, 2020; Michaelian, 2016). Ce système, communément appelé « la simulation épisodique » (Mahr, 2020), expliquerait la capacité des individus à utiliser des éléments stockés en mémoire épisodique (à les recombinaison de façon flexible avec l'aide d'informations sémantiques et de schémas mentaux) pour simuler mentalement des perspectives alternatives, des événements qui ne sont pas en cours (passer d'une perception immédiate de l'environnement à une perspective imaginée)². Simuler la perception de différents endroits, de différents moments dans le temps, de différentes possibilités, ou encore la perspective d'autres personnes sont autant de capacités qui reposeraient sur la simulation épisodique (Hassabis & Maguire, 2007; Mahr, 2020; Thakral et al., 2017). Ce système nous permettrait donc de rejouer mentalement des épisodes de notre passé personnel mais également de simuler des activités que nous pensons faire dans le futur, d'imaginer des événements fictifs, etc. Ce cadre théorique est, entre autres, supporté par le fait que différents types de simulations épisodiques mobilisent un ensemble similaire d'aires cérébrales (Addis, 2018; Cheng et al., 2016;

¹ Le phénomène de compression temporelle constitue, en lui-même, un élément mettant en berne cette conception de la mémoire épisodique. En effet, d'un point de vue temporel, nous ne nous remémorons pas le déroulement de nos expériences à l'identique, mais de manière comprimée. De plus, comme nous le verrons dans la suite de ce travail, c'est en partie parce que les expériences que nous vivons ne sont représentées en mémoire que de façon incomplète et partielle que nous les remémorer nous prends un temps inférieur à leur durée réelle (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020).

² Selon certains cadres théoriques tels que le *Predictive Brain Framework*, fournir les éléments nécessaires pour simuler des événements futurs et faire des prédictions sur base de ceux-ci serait d'ailleurs la fonction première de la mémoire épisodique (A. Clark, 2013; Schacter & Addis, 2007; Trapp et al., 2021). Cette vue est bien résumée par Suddendorf et Corballis dans leur article d'opinion publié en 2007 : "The fact that episodic memory is fragmentary and fragile suggests that its adaptiveness may derive less from its role as an accurate record of personal history than from providing a "vocabulary" from which to construct planned future events. Indeed, our ability to revisit the past may be only a design feature of our ability to conceive of the future". (Suddendorf & Corballis, 2007, pp. 302-303).

Madore et al., 2019; Mahr, 2020; Roberts et al., 2018) : le « *core network* » (un réseau largement distribué comprenant l'hippocampe, le cortex parahippocampique, le cortex pariétal latéral et médian, le cortex temporal latéral et le cortex préfrontal médian; Benoit & Schacter, 2015; Thakral et al., 2017).

Selon plusieurs auteurs, la simulation épisodique est un système permettant la construction de représentations mentales d'événements spatialement et temporellement étendus assorties d'images mentales visuelles (sans que leur localisation spatiale ou temporelle ne soit nécessairement précisée ; Mahr, 2020; Moulton & Kosslyn, 2009; Schacter & Addis, 2007). Selon cette perspective, quelles que soient les propriétés de l'événement simulé (p. ex. : son orientation temporelle, son caractère fictif ou factuel, etc.), la nature du contenu sensoriel créé reste la même. Ce dernier est construit sur base des mêmes détails expérientiels et des mêmes schémas mentaux. Par exemple, selon cette conceptualisation, il est impossible de savoir si une simulation donnée concerne le futur ou le passé uniquement sur base des caractéristiques des images mentales y afférant. Rien dans « l'apparence » des images mentales ne peut déterminer si elles sont liées au futur ou au passé (Addis, 2018; Mahr, 2020). La localisation temporelle des simulations, tout comme d'autres de leurs propriétés telles que leur caractère factuel, serait fournie par des caractéristiques propositionnelles (Mahr, 2020). Le rapport entre les images mentales d'une simulation et ses caractéristiques propositionnelles peut être comparé à la relation entre le contenu d'un fichier informatique (p. ex. : une vidéo ou une image) et ses métadonnées (p. ex. : la date de création du fichier, sa localisation sur le disque dur, etc.). Rien dans l'aspect d'une photo affichée sur votre ordinateur ne permet de déterminer sa localisation sur le disque dur.

Le contenu perceptivo-sensoriel généré par la simulation épisodique étant en lui-même atemporel, cette dernière ne peut pas à elle seule rendre compte de l'ensemble des attributs caractéristiques de la remémoration des souvenirs épisodiques. En effet, lorsque l'on revit mentalement des événements de notre passé à l'aide de la mémoire épisodique, nous rejouons mentalement le déroulement d'événements antérieurs la plupart du temps sous formes d'images mentales. Cependant, cette remémoration est également localisée dans le temps et l'espace. Ces différentes caractéristiques nécessitent l'implication d'autres structures cognitives qui situent les événements simulés dans le temps, l'espace et dans notre histoire personnelle. Comme nous allons l'aborder dans la dernière section de ce chapitre, ce rôle pourrait être joué par les connaissances autobiographiques.

Section IV. Le voyage mental dans le temps

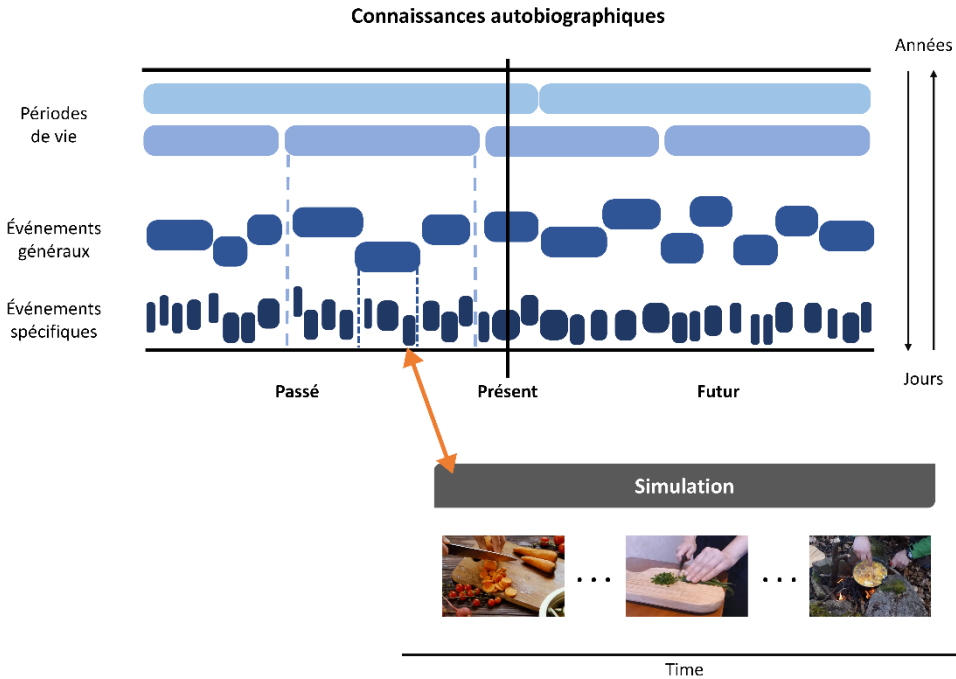
La mémoire épisodique nous permet d'échapper au présent en reconstruisant mentalement des événements personnels. Avec des détails temporels, spatiaux, émotionnels et sensoriels, la mémoire épisodique nous offre un véritable voyage mental dans le temps. Dans la section précédente, nous avons vu que cette capacité est en partie possible grâce à la simulation épisodique, celle-ci sous-tendant l'aspect perceptivo-sensoriel des souvenirs épisodiques (notre aptitude à « revoir » mentalement le déroulement des événements). Cependant, la nature des représentations générées par la simulation épisodique ne varie pas en fonction des caractéristiques de l'événement simulé (p. ex., leur orientation temporelle, leur caractère réel ou fictif). Elle ne peut donc, à elle seule, expliquer toutes les propriétés du voyage mental dans le temps offert par la mémoire épisodique. Plus particulièrement, elle ne saurait être, en elle-même, pleinement responsable de la sensation subjective de revivre mentalement un événement de notre passé personnel. Cependant, lorsque l'on simule de tels événements (à l'inverse des événements fictifs par exemple), ils ne sont pas représentés en mémoire de façon isolée. Ces événements remémorés font partie d'une vaste arborescence de représentations mnésiques ayant trait à notre histoire personnelle, ils sont intimement liés à nos connaissances autobiographiques (comme nous l'avons vu précédemment dans la section I de ce chapitre). Selon un modèle récent du voyage mental dans le temps proposé par D'Argembeau (2020), c'est de ces liens que découle la sensation subjective que le contenu perceptivo-sensoriel que nous avons à l'esprit lors de la simulation d'un événement représente bien un épisode de notre passé personnel qui s'est déroulé à un moment précis dans un lieu donné. Le voyage mental dans le temps caractéristique de la remémoration des souvenirs épisodiques impliquerait donc deux éléments principaux : la simulation épisodique et les connaissances autobiographiques.

Contrairement aux simulations épisodiques, les connaissances autobiographiques impliquent des représentations conceptuelles/propositionnelles (D'Argembeau, 2020; Paivio, 1991), des connaissances sémantiques à propos de nous-même (Piolino, 2006; Plancher et al., 2018). Selon le modèle de D'Argembeau, ces connaissances forment une sorte de ligne du temps personnelle sur laquelle les simulations d'événements peuvent être « cartographiées » (Figure 3; D'Argembeau, 2020). Une structure de connaissances autobiographiques similaire à celle se rapportant au temps passé pourrait exister pour les événements futurs anticipés (M. A. Conway et al., 2019). Par exemple, une future période de vie telle que « quand je serai à la retraite » peut comprendre des événements généraux ou récurrents, tels que « repeindre la maison » ou « apprendre le néerlandais ». Ces événements généraux pourraient ensuite se décomposer en événements futurs spécifiques supposés avoir lieu à des dates précises/ des moments précis dans le futur. Les connaissances autobiographiques (qu'elles concernent le passé ou le futur) situeraient dans notre histoire personnelle les images mentales produites par la simulation épisodique. En d'autres termes, une simulation dont les images mentales pourraient correspondre à la fois à un événement passé, futur ou totalement fictif va être perçue comme la remémoration d'un événement spécifique vécu personnellement à un moment précis de notre passé (acquérir une temporalité subjective et un contexte personnel) grâce à sa relation avec notre système de connaissances autobiographiques (D'Argembeau, 2020). Le voyage mental dans le temps

permettrait donc, par le biais d'une synergie entre les connaissances autobiographiques et la simulation épisodique, de faire soit la ré-expérience d'événements passés soit de faire la « pré-expérience » d'événements futurs (Figure 3).

Figure 3

Architecture cognitive sous-tendant le voyage mental dans le temps



Note. Ce schéma présente les éléments liés sous-tendant le voyage mental dans le temps d'après le modèle de D'Argembeau. Premièrement, les connaissances autobiographiques et leur organisation hiérarchique (partie supérieure du schéma). Ensuite, la simulation épisodique (partie inférieure du schéma). Troisièmement, la connexion entre ces deux systèmes (flèche orange). Adapté de (D'Argembeau, 2020).

Selon le modèle de D'Argembeau, la récupération en mémoire, qu'elle implique ou non une simulation mentale, peut avoir lieu au sein des différentes « couches » (niveaux de spécificité, d'abstraction) de nos connaissances autobiographiques. En effet, nous pouvons accéder à des connaissances autobiographiques de différents niveaux de spécificité/d'abstraction (et se référant à des intervalles de temps plus ou moins longs) et ce sans pour autant avoir recours à la simulation (D'Argembeau, 2020). Nous pouvons avoir recours à la simulation pour nous représenter des événements spécifiques (c'est le plus souvent le cas) mais également des événements généraux et des périodes de vie (D'Argembeau, 2020). Lorsque nous parlons de la remémoration d'un souvenir épisodique, nous faisons référence à l'association tout à fait particulière entre la

simulation d'un événement spécifique et les connaissances autobiographiques se rapportant à ce dernier. Lors de ce type de remémoration, nous rejouons mentalement des événements ayant la plupart du temps des durées de l'ordre de quelques secondes / minutes à plusieurs heures (D'Argembeau, 2020).

Durant la remémoration épisodique, le contenu quasi-expérientiel (l'imagerie mentale temporellement et spatialement étendue) produit par la simulation épisodique est généralement assez prégnant. En raison de cela, nous pourrions être tentés de comparer les souvenirs épisodiques à des enregistrements vidéo. Cependant, les souvenirs sont loin d'être des répliques exactes de nos expériences passées. Entre autres choses, les souvenirs épisodiques se distinguent de l'expérience originale au niveau de leur résolution temporelle. En effet, se remémorer un épisode passé prend généralement moins de temps que sa durée réelle. Cette caractéristique particulière des souvenirs épisodiques, ce phénomène de compression temporelle, est un aspect central dans la façon dont nous nous remémorons les événements de la vie quotidienne. Cependant, notre compréhension de ce phénomène de compression est loin d'être exhaustive. L'objectif principal de ce travail de thèse est de clarifier les mécanismes cognitifs qui sont à l'origine de cette compression temporelle des souvenirs épisodiques. Dans le chapitre suivant, nous aborderons plus en détails la notion de compression temporelle en mémoire épisodique.

Chapitre II. La compression temporelle en mémoire épisodique

Ce matin, avant d'en arriver à lire ce travail, vous avez probablement réalisé diverses activités. Par exemple, vous vous êtes levé, vous avez fait du café, vous avez pris votre petit-déjeuner, vous avez salué votre voisin, vous avez consulté vos mails, pris votre douche, et vous vous êtes mis en route vers votre lieu de travail. Vous pourrez aisément constater que vous remémorer l'une de ces étapes vous prend moins de temps que sa durée initiale et réelle. Ce phénomène correspond à ce que l'on appelle la *compression temporelle* en mémoire épisodique. Plus formellement, dans le contexte de la mémoire épisodique, le concept de compression temporelle renvoie au fait que se souvenir d'un événement vécu et rejouer celui-ci mentalement prend moins de temps que l'événement en lui-même (Jeunehomme et al., 2018). Ces dernières années, ce phénomène a connu un intérêt grandissant et diverses études, issues de plusieurs champs de recherche en psychologie et neurosciences, ont mis en évidence cet effet de compression. La première section de ce chapitre est consacrée à ces travaux de la première heure. Nous détaillerons ensuite (section II) une série d'études, menées par Jeunehomme et D'Argembeau, s'étant spécifiquement intéressées au phénomène de compression temporelle et ayant débouché sur un premier modèle théorique du mécanisme de compression. Nous terminerons (section III) par mettre en avant les questions qui restent en suspens dans notre compréhension de ce mécanisme de compression.

Section I. Premières observations

C'est au sein de la littérature sur la navigation mentale et la mémoire spatiale que nous pouvons trouver les premières études ayant mis en lumière le phénomène de compression temporelle en mémoire. En effet, une constellation de travaux chez le rat ont permis d'observer que certaines cellules, localisées dans l'hippocampe, déchargent de manière sélective lorsque le rat se déplace à travers des endroits particuliers. Il se trouve que ces cellules réexpriment le même pattern de décharge lorsque le rongeur stoppe son exploration. Cette réactivation neuronale est considérée comme un substrat de la mémoire spatiale (pour une revue, voir Buzsáki et Moser, 2013 ou Buzsáki et Llinás, 2017). De manière particulièrement intéressante pour la question qui nous occupe, cette réexpression opère de manière plus rapide que la séquence de décharge initiale, ce qui suggère que l'information spatiale est temporellement comprimée en mémoire (Carr et al., 2011; Davidson et al., 2009; D. J. Foster & Wilson, 2006; Skaggs et al., 1996).

Mais qu'en est-il chez l'être humain ? Différentes études comportementales ont permis de mettre en évidence que l'information spatiale est également comprimée en mémoire chez l'humain. Bonasia et ses collaborateurs (2016) ont observé que le temps requis pour naviguer mentalement à travers des chemins familiers était inférieur à celui nécessaire pour les parcourir

réellement. Cette différence était modulée par la longueur du chemin et le nombre de tournants qu'il comportait (les routes plus longues tendaient à subir une compression plus conséquente tandis qu'un nombre important de tournants diminuaient le taux de compression ; Bonasia et al., 2016). Dans une autre étude, Arnold, Iaria et Ekstrom (2016) ont examiné la compression des trajets lors de simulations mentales de déplacements spatiaux en utilisant la réalité virtuelle. Dans ces études, les participants se familiarisaient avec une ville virtuelle, puis simulaient mentalement des trajets entre différents bâtiments. Les résultats ont montré que les participants prenaient moins de temps pour simuler un déplacement que pour le réaliser réellement (Arnold et al., 2016).

Par la suite, une série de travaux ont montré que la compression temporelle de l'information en mémoire ne se limite pas au contexte de la navigation spatiale. En 2019, un groupe de chercheurs anglais a pu observer grâce à la technique de la magnétoencéphalographie (MEG) que le succès à une tâche de rappel indicé (sur base de contenus vidéos) implique un pattern d'activité neuronale semblable à celui mobilisé lors de son encodage, mais sous une forme accélérée (Michelmann et al., 2019). Ensuite, dans une étude utilisant également la MEG, Wimmer et al. (2020) ont exposé leurs participants à des « épisodes » (des séries d'images formant une histoire) d'une durée de 40 à 80 secondes. Un jour plus tard, ils devaient effectuer une tâche de rappel indicé. Durant cette tâche, les auteurs ont observé un « replay » accéléré de l'activité neuronale associée à la perception des stimuli et ce, particulièrement pour les essais s'étant soldés par un rappel correct (pour une revue sur le memory replay, chez l'homme et l'animal, voir . Z. S. Chen & Wilson, 2023). Nous pouvons également citer Yaffe et son équipe qui, dans leur étude de 2017, ont montré à l'aide d'enregistrements électrophysiologiques intracrâniens que la réussite d'une tâche de rappel indicé, basée sur du matériel verbal, était associée à une réactivation accélérée du pattern d'oscillation gamma observé lors de perception initiale des stimuli (Yaffe et al., 2017). Ensuite, lors d'une série de quatre études particulièrement intéressantes, Wang et Gennari (2019) ont demandé à leurs participants de visionner puis de rejouer mentalement de courtes animations (7 à 9 secondes) montrant des formes géométriques se déplaçant sur un écran. Un sens était attribué à chacune des animations (elles étaient par exemple censées représenter une lanterne qui s'envole ou des soldats qui réalisent un parcours d'obstacles ; Y. Wang & Gennari, 2019). Il est ressorti de ces études que le temps pris par les sujets pour réaliser une remémoration mentale différait de la durée réelle des animations. Cet écart entre la durée réelle et la durée de remémoration était prédit par le nombre de sous-événements perçus et le nombre de détails rappelés par seconde de stimuli : plus ils étaient élevés, plus la compression était faible (Y. Wang & Gennari, 2019). Il variait également en fonction de la durée des animations (la compression temporelle était plus importante pour les animations longues ; Y. Wang & Gennari, 2019).

Ces différents travaux chez l'humain ont permis de mettre en évidence que l'expérience passée est comprimée en mémoire. Ils ont également apporté les premières preuves du fait que les taux de compression temporelle varient en fonction de la structure de l'événement remémoré (sa durée et le nombre de sous-événements qu'il contient). Cependant, en raison de la nature des tâches et des stimuli utilisés, les résultats de ces études fournissent peu d'information quant à la manière dont la structure temporelle des événements de la vie quotidienne est représentée en

mémoire. Afin d'investiguer cette question, Olivier Jeunehomme, Arnaud d'Argembeau et leurs collaborateurs ont réalisé une série d'études (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2018, 2020, 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019) durant lesquelles ils ont eu recours à une approche se basant sur l'utilisation de caméras portables permettant de créer des enregistrements d'événements à la première personne. Ces auteurs ont ainsi examiné le phénomène de compression temporelle en mémoire épisodique pour des souvenirs d'événements de vie réelle (pour une revue, voir D'Argembeau et al., 2022).

Section II. Les travaux de Jeunehomme et D'Argembeau

a. Protocole expérimental

Le même protocole de base a été utilisé dans l'ensemble des études. Dans un premier temps, les participants avaient pour tâche de réaliser une série d'actions à différents endroits du campus de l'Université de Liège. L'ensemble des événements comprenaient : (1) une série d'actions dirigées vers un but (p. ex. : poster une lettre), (2) une série de déplacements spatiaux n'impliquant pas d'autres tâches que de marcher d'un endroit à un autre et (3) une situation dite d'attente (n'impliquant ni mouvements ni actions). Lors de l'expérience de ces événements, les participants étaient dotés d'une caméra portative prenant des photos ou filmant à la première personne de manière silencieuse et continue. Ensuite, ils étaient soumis à une tâche de rappel inattendue permettant, via différents indices, d'évaluer la structure temporelle de leurs souvenirs épisodiques de ces événements (Jeunehomme et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019, 2020).

Le premier indice (densité des unités d'expérience) se basait sur les rapports verbaux des souvenirs des événements. Les chercheurs ont observé que ces rapports verbaux se constituaient systématiquement d'une série d'unités d'expérience décrivant des moments spécifiques de l'épisode passé (p. ex. : « je suis sorti du bureau et j'ai tourné à droite », « j'ai vu une dame avec une robe noire », « ensuite j'ai descendu l'escalier » ; Jeunehomme et al., 2018). Ces unités étaient identifiées soit par les participants eux-mêmes (ils devaient alors écouter l'enregistrement de leur rappel verbal ; Jeunehomme et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020) soit par l'expérimentateur (le cas échéant, un second expérimentateur cotait une partie des descriptifs, l'accord interjuge était excellent dans l'ensemble des études ; Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). L'identification des différentes unités au sein du rappel verbal des participants était la plupart du temps évidente, les transitions entre les unités étaient souvent marquées par des indices verbaux tels que « alors », « ensuite », « après » ou par des silences (Jeunehomme et al., 2018). Le nombre d'unités d'expérience rapportées par unité de temps (la densité des moments d'expérience rappelés) était ensuite calculé.

Le second indice (le taux de compression temporelle) reposait sur une simulation mentale de l'événement. Deux images issues du parcours étaient présentées au participant qui devait essayer de revivre mentalement, de la manière la plus détaillée possible, ce qu'il avait vécu entre les deux moments représentés par les photos (en appuyant sur un bouton lorsqu'il débutait

et lorsqu'il avait terminé la remémoration). Le temps nécessaire à la remémoration était mesuré et la compression était estimée par le rapport entre la durée de la remémoration et la durée réelle de l'expérience originale. Les trois études ont donné lieu à une série de résultats permettant de caractériser la compression temporelle en mémoire épisodique.

b. Résultats principaux

Comme indiqué précédemment, les rapports verbaux du contenu des souvenirs ont révélé que les participants se souvenaient du déroulement des événements comme une séquence de moments d'expérience passée — appelés unités d'expérience (p. ex. : « Je suis sorti du bâtiment », « puis j'ai marché jusqu'à l'arrêt de bus »). Les unités d'expérience rappelées par les personnes se composaient d'une ou plusieurs informations décrivant différents aspects de l'expérience passée, comme les personnes ou objets impliqués, les actions, les pensées, etc. (Jeunehomme et al., 2018). Certains types de composantes étaient rappelées plus fréquemment que d'autres, mais le contenu des unités d'expérience (nombre et type de composantes) ne prédisait pas significativement les taux de compression temporelle (Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). La densité d'unités d'expérience rappelées était quant à elle inversement liée au taux de compression (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019, 2020). Les événements seraient donc représentés en mémoire sous la forme d'une suite d'unités d'expérience. Plus ces unités sont nombreuses, moins l'événement est comprimé.

Dans une de leurs études, Jeunehomme et D'Argembeau (2020) ont également mis en lumière le rôle de la segmentation des événements dans la structure temporelle des souvenirs d'activités de la vie quotidienne. La segmentation des événements fait référence à la manière dont nous donnons un sens au flux continu de l'expérience en le divisant en unités discrètes (c.-à-d. des événements) délimitées par des points de segmentation (des moments perçus comme la fin d'un événement et le début d'un autre ; Kurby & Zacks, 2008; Zacks, 2020). Ce processus de segmentation sera abordé de façon détaillée dans le chapitre III. La segmentation des événements était évaluée en demandant aux participants de reVISIONNER leur parcours (grâce aux vidéos enregistrées pendant celui-ci) et d'identifier les moments durant lesquels, selon eux, un sous-événement se terminait et un autre commençait (c.-à-d. les points de segmentation). Les analyses ont montré que le nombre de points de segmentation identifiés par unité de temps de l'expérience réelle variait en fonction du type d'événement : il était plus élevé pour les événements de type « action » que pour les événements « déplacement » et « attente ». De façon intéressante, à travers leurs études, Jeunehomme et D'Argembeau ont également observé que la densité des unités d'expérience rappelées était plus haute et les taux de compression moins élevés pour les événements de type « action » comparé aux déplacements et aux moments d'attente (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). Les analyses ont par ailleurs révélé que le nombre de points de segmentation identifiés au sein des événements était un prédicteur significatif de la quantité d'unités d'expérience rappelées pour ces derniers (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). De plus, en moyenne, les moments correspondant à des points de segmentation avaient cinq fois plus de chance d'être rappelés que les autres moments. De façon cohérente avec de précédents travaux sur la segmentation des événements, ces résultats

suggèrent que les individus encodent de préférence les régions hautement informatives du flux sensoriel (c.-à-d. les moments où des changements se sont produits soit les moments correspondant à des points de segmentation ; Hard et al., 2011; Kosie & Baldwin, 2019a; Radvansky & Zacks, 2017) par rapport aux régions moins informatives (prévisibles ou redondantes). Plus précisément, ce pattern suggère que les unités d'expérience représentant le déroulement des événements en mémoire correspondent aux sous-événements identifiés par les individus durant la perception. La segmentation influencerait donc la quantité d'unités d'expérience formées pour représenter les événements en mémoire et, de ce fait, leur compression temporelle. Les résultats rapportés par d'autres chercheurs peuvent également être interprétés via ce prisme. En effet, le nombre de changements perceptifs (Bonasia et al., 2016) et le nombre de sous-événements perçus (Y. Wang & Gennari, 2019) au sein des événements sont également des indicateurs du nombre de points de segmentation qu'ils contiennent et prédisent leur compression temporelle.

Dans deux études (Jeunehomme et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020), il était également demandé aux participants d'écouter l'enregistrement de leur rappel verbal et d'identifier, parmi l'ensemble des photos prises pendant leur parcours, celles qui correspondaient aux unités d'expérience remémorées. La durée réelle séparant les images sélectionnées était ensuite calculée. Cette analyse a révélé que les unités d'expérience successives composant les souvenirs représentaient des moments d'expérience passée qui étaient en moyenne séparés d'environ 50 secondes dans la réalité (avec une variabilité substantielle d'un événement à l'autre). Ce résultat a amené les auteurs à suggérer que les unités d'expérience représentant le déroulement des événements en mémoire seraient séparées par des discontinuités temporelles — des moments de l'expérience passée non représentés en mémoire. Les résultats rapportés par Michelmann et al. (2019) supportent également ce point de vue. Dans cette étude utilisant la MEG, les participants visionnaient des clips vidéo comportant trois scènes successives et un mot indice était présenté durant l'une d'elles. Lors du rappel, ils devaient identifier la scène associée au mot indice. Les données MEG ont montré que la relecture mentale des clips vidéo était globalement plus rapide que leur durée réelle. Il est toutefois intéressant de noter que la vitesse de relecture mentale au sein des scènes était plus lente que le niveau de compression global (pour l'ensemble de la vidéo), certains fragments étant rejoués à la même vitesse que la perception. Cette disparité entre la vitesse de relecture mentale plus lente à l'intérieur des scènes et la compression globale suggère que les participants rejouaient mentalement des segments de la vidéo de façon proche de la réalité tout en omettant d'autres segments.

L'idée que les représentations mnésiques des événements contiennent des discontinuités temporelles a reçu des preuves expérimentales plus directes à travers une série d'études dans lesquelles Jeunehomme et D'Argembeau (2023) ont évalué la compression temporelle non pas pour des événements de vie réelle, mais pour des vidéos (Jeunehomme & D'Argembeau, 2023)³. Deux hypothèses sur la façon dont les événements sont représentés en mémoire ont été

³En dépit de cette différence méthodologique, ils ont répliqué l'effet de la densité des événements rappelés sur la compression temporelle.

confrontées. Selon la première hypothèse, appelée « hypothèse de la discontinuité » par les auteurs, les représentations mnésiques des événements seraient temporellement comprimées en raison de discontinuités temporelles (c.-à-d. de moments non représentés en mémoire). Ces parties manquantes correspondraient aux moments temporellement éloignés des points de segmentation. Selon la seconde hypothèse (« l'hypothèse de l'accélération ») toute l'information serait représentée en mémoire, mais elle serait rejouée mentalement à une vitesse plus rapide que l'événement original. Pour évaluer ces deux possibilités, deux expériences ont comparé les temps de remémoration mentale pour des vidéos montrant des activités de la vie quotidienne avec des versions modifiées de ces mêmes vidéos, où les parties moins informatives (les parties temporellement éloignées des points de segmentation) avaient été enlevées, imitant ainsi la structure présumée des souvenirs selon l'hypothèse de la discontinuité. Les résultats ont montré que les souvenirs des vidéos où les segments moins informatifs étaient remplacés par des ellipses temporelles ou des écrans noirs étaient moins compressés et comprenaient une plus grande densité d'unités appelées que ceux des vidéos complètes, soutenant ainsi l'hypothèse de la discontinuité (voir également Furman et al., 2007).

Section III. Un modèle de la compression temporelle

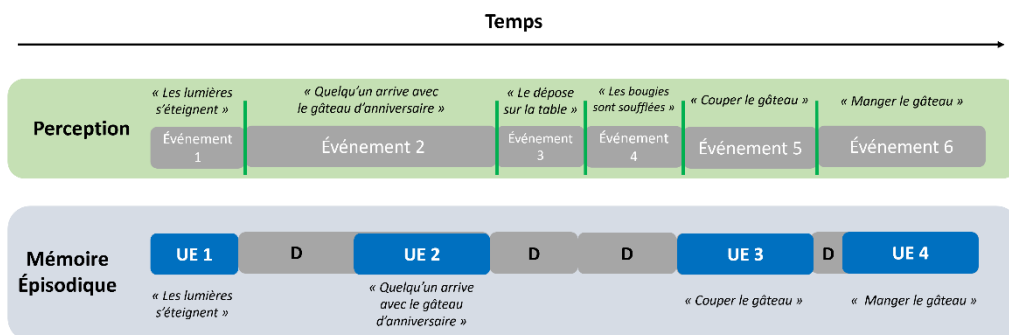
Sur base de ces recherches, Jeunehomme et D'Argembeau ont proposé un modèle de la compression temporelle (voir Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). Selon ce cadre théorique, le déroulement de nos expériences passées est représenté en mémoire épisodique par une séquence d'unités d'expérience. Chaque unité représente un moment particulier de l'expérience passée correspondant aux unités porteuses de sens (aux événements et sous-événements) identifiées par les individus durant la perception initiale de l'événement. La compression temporelle résulterait du fait que ce déroulement est représenté en mémoire de manière incomplète et fragmentée : il existe des discontinuités temporelles au sein des souvenirs épisodiques, c'est-à-dire des segments de l'expérience passée qui ne sont pas représentés. Selon ce modèle, le taux de compression d'un souvenir dépend de la proportion du déroulement de l'expérience passée représentée par les unités d'expérience (voir Figure 4). Se souvenir d'unités d'expérience longues et nombreuses augmenterait la proportion de l'expérience passée représentée en mémoire et réduirait ainsi le taux de compression temporelle. Dès lors, comprendre la compression temporelle des souvenirs nécessite de mettre en lumière les mécanismes à l'origine des discontinuités temporelles.

Selon le modèle de Jeunehomme et D'Argembeau, les discontinuités temporelles dans les représentations mnésiques pourraient résulter d'au moins deux facteurs (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). Premièrement, du fait que certains segments de l'expérience passée sont absents de la trace mnésique. Par exemple, en se souvenant de l'anniversaire d'une de vos amies, vous pourriez voir dans votre esprit votre amie qui souffle ses bougies, et immédiatement après, vous voir sur la piste de danse; les différentes choses qui se sont passées entre ces deux événements (p. ex. : « couper le gâteau, le manger,... ») sont absentes de votre représentation en mémoire. Deuxièmement, parmi les événements représentés en mémoire, certains pourraient ne l'être que partiellement. Prenons le moment où la serveuse a apporté le gâteau, cet événement

aurait pu, dans la réalité, durer 12 secondes, mais vous pourriez ne revivre mentalement que 6 de ces 12 secondes. En d'autres termes, une partie du déroulement intra-événement (des informations au sein de l'événement même) pourrait ne pas être remémorée (Jeunehomme & D'Argembeau, 2023).

Figure 4

Modèle de la compression temporelle en mémoire épisodique



Note. Selon le modèle proposé par Jeunehomme et D'Argembeau, la structure temporelle des souvenirs épisodiques reflète la façon dont notre système cognitif segmente le flux continu de l'expérience en unités porteuses de sens (c.-à-d. des événements et sous-événements) délimitées par des points de segmentation. Les discontinuités temporelles au sein des souvenirs épisodiques pourraient résulter d'au moins deux facteurs : (1) du fait que certains événements ne soient pas représentés en mémoire et (2) du fait que certains événements ne soient que partiellement représentés. Les lignes vertes verticales représentent les points de segmentation. UE : Unité d'expérience ; D : Discontinuité temporelle.

En résumé, les travaux de Jeunehomme et D'Argembeau ont permis d'acquérir un certain nombre de connaissances concernant à la structure temporelle des souvenirs épisodiques. Plus particulièrement, ils ont mis en évidence que le déroulement de nos expériences passées est représenté en mémoire par des séquences d'unités d'expérience. Ces dernières ne représentent qu'un échantillon de l'expérience originale, raison pour laquelle nos souvenirs sont temporellement comprimés. Leurs travaux ont également révélé que les unités d'expérience correspondent aux événements et sous-événements identifiés pendant la perception initiale de l'événement. Mieux comprendre le phénomène de compression temporelle implique donc d'étudier en profondeur les mécanismes cognitifs qui engendrent cette structure particulière des souvenirs épisodiques, en particulier les processus qui sont à la base de la segmentation du flux continu de l'expérience et de son intégration en mémoire.

Chapitre III. La segmentation des événements

“events are our unit of perception, indeed, they are our very units of existence”

(Cutting, 1981, p.71)

Notre expérience du monde est continue, ininterrompue, nos sens sont perpétuellement exposés à un flux, parfois chaotique, d'informations de toutes natures. Pour rendre ce flux intelligible, notre système perceptif le divise en unités discrètes: il le segmente en événements et sous-événements (Kurby & Zacks, 2008). Ce processus de segmentation façonne de nombreux aspects de notre activité mentale et notamment la manière dont nous nous souvenons de notre passé. Si vous essayez de vous souvenir mentalement du déroulement d'un épisode passé, tel qu'un dîner entre amis par exemple, cette remémoration va probablement se faire sous la forme d'une séquence structurée de représentations mentales discrètes illustrant chacune un moment particulier de ce dîner (« l'entrée dans le restaurant », « la serveuse qui vous indique votre table », « l'arrivée de l'apéritif », « votre ami qui renverse son verre », et ainsi de suite ; S. J. Anderson & Conway, 1993; Jeunehomme et al., 2018; Radvansky & Copeland, 2006). Par ailleurs, certaines parties de votre repas ne seront pas révisionnées mentalement (votre remémoration comportera des discontinuités temporelles). Comme nous l'avons évoqué dans le chapitre précédent (chapitre II), c'est en raison de cette structure particulière et, plus spécifiquement de la présence des discontinuités temporelles, que nous nous souvenons des épisodes passés de façon comprimée.

Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser à la manière dont notre système cognitif transforme le flux sensoriel dynamique, multidimensionnel et continu en unités d'expérience structurées, descriptibles et mémorables. Nous verrons comment nous segmentons le flux continu de l'expérience (Baldwin & Kosie, 2021). Après avoir défini ce qu'est un événement (section I), nous présenterons la théorie de la segmentation des événements et détaillerons la manière dont nous pouvons mesurer la segmentation (section II). Par la suite, nous nous intéresserons au caractère hiérarchique de cette dernière (section III). Nous verrons ensuite la manière dont nous percevons les points de segmentation (section IV). Nous terminerons par exposer plus particulièrement quels aspects de ce processus pourraient donner lieu à l'émergence de discontinuités temporelles au sein des souvenirs épisodiques (section V).

Section I. Qu'est-ce qu'un événement ?

Avant d'entrer dans le vif du sujet, un point se doit d'être clarifié. Qu'entend-t-on exactement par « événement » dans le contexte de cognition humaine ? Il n'y a, à l'heure actuelle, pas vraiment de consensus, de définition unanimement adoptée (Yates et al., 2023). La nature exacte de ce qui se cache derrière le terme « événement » varie légèrement selon les auteurs (voir Tableau 1). Les différentes descriptions que l'on peut trouver dans littérature présentent cependant plusieurs recouvrements, nous permettant ainsi de dégager un certain nombre de caractéristiques centrales. De façon relativement générique, un événement peut se concevoir comme une unité discrète et temporellement étendue, correspondant à un segment de temps dans un contexte donné. Un événement a un début et une fin claire et l'individu lui attribue un sens. La notion d'événement n'est pas, en elle-même, liée à un ordre de durée particulier. Cependant, dans la suite de ce chapitre, les événements qui nous occuperons sont de l'ordre de quelques secondes à quelques minutes, ce qui correspond à la durée typique des expériences représentées en mémoire épisodique (S. J. Anderson & Conway, 1993; H. L. Williams et al., 2008).

Table 1*Définition de la notion d'événement selon différents auteurs*

Définition	Source
<p>“By ‘event’ we mean a segment of time at a given location that is conceived by an observer to have a beginning and an end. In particular we focus on the events that make up everyday life on the timescale of a few seconds to tens of minutes – things like opening an envelope, pouring coffee into a cup, changing the diaper of a baby or calling a friend on the phone”</p>	<p>(Kurby & Zacks, 2008, p. 72)</p>
<p>“... ‘events’ refer to units of experience that are coherent and meaningful, lasting in the order of tens of seconds to a few minutes... it is assumed that the contents of an ongoing event can be represented within working memory, consistent with William James’s concept of a ‘specious present’ being the duration of experience that we are currently aware of without having to retrieve information from the genuine past”</p>	<p>(Bird, 2020, p.122)</p>
<p>“chunks of high-predictability activity that are bounded by the unexpected”</p>	<p>(Baldwin & Kosie, 2021, p.4)</p>
<p>“a segment of time at a given location that is conceived by an observer to have a beginning and an end”</p>	<p>(Zacks & Tversky, 2001, p.3).</p>
<p>“events that define a specific time period in a particular context”</p>	<p>(Güler et al., 2024, p.2)</p>
<p>“units with beginnings and ends”</p>	<p>(Hanson & Hirst, 1989, p.136).</p>
<p>“any discrete experience”</p>	<p>(Yates et al., 2023, p.2)</p>
<p>“occurrences taken by subjects to have characteristic structures, dynamics and relatively determinate beginnings and ends”</p>	<p>(Andonovski, 2022, p.1)</p>

Section II. La segmentation des événements

a. La théorie de la segmentation des événements

Une théorie très influente dans le champ de la cognition des événements (« *event cognition* » ; le champ de recherche s'intéressant à la manière dont les individus perçoivent, conçoivent, décrivent et se souviennent des événements ; Radvansky & Zacks, 2014) est la théorie de la segmentation des événements (« *Event Segmentation Theory* »). Selon cette dernière, la segmentation des événements est définie comme un ensemble de processus cognitifs et perceptuels par lesquels une activité continue est segmentée en événements porteurs de sens (Kurby & Zacks, 2008). Les moments identifiés par les individus comme la fin d'un événement et le début d'un autre sont appelés points de segmentation (« *event boundaries* »). Cette segmentation du flux de l'expérience peut être déterminée par des changements perceptuels, tels que des changements de lieu (Radvansky & Copeland, 2006), de temps (Ezzyat & Davachi, 2011 ; Speer & Zacks, 2005), de mouvement (Hard et al., 2006), ou par des changements conceptuels, tels que des changements au niveau des intentions (Kurby & Zacks, 2008 ; Zacks, 2020), des objectifs (M. J. Huff et al., 2012), des relations causales de la situation (Pettijohn et al., 2016), des règles d'une tâche (Y. C. Wang & Egner, 2022), ou, plus globalement, du contexte mental de l'individu (DuBrow et al., 2017 ; Y. C. Wang et al., 2023).

b. Mesures de la segmentation

1. Mesures explicites

La plupart du temps, la segmentation des événements est étudiée grâce à ce que l'on appelle des « tâches de segmentation ». Typiquement, dans ces tâches, les personnes sont exposées à des stimuli de type « récit » (*narratives*⁴). Suivant un protocole initialement développé par Newton (1973), il est explicitement demandé aux personnes d'identifier (p. ex. : en appuyant sur un bouton-réponse) les moments auxquels elles estiment qu'un événement se termine et qu'un autre commence. Ce type de tâche montre généralement un bon accord intersubjectif (un consensus notable entre les participants au niveau des moments identifiés comme des points de segmentation ; voir p. ex. Newton, 1973, Sargent et al., 2013 ou Sasmitha et Swallow, 2023). Cette méthode a également montré une grande fiabilité test-retest que ce soit par rapport au nombre d'événements identifiés par un sujet donné pour un épisode spécifique ou par rapport à la probabilité que certains moments soient identifiés comme point de segmentation (Newton et al., 1977). De façon intéressante, il a également été mis en évidence que la finesse (le niveau de détail) avec laquelle les participants segmentaient des vidéos pouvaient être modulée par les

⁴ Un récit peut être défini comme un discours verbal ou non-verbal « d'un événement ou d'une séquence d'événements interreliés, pouvant être fictifs ou non » (Lee et al., 2020, p.112). Les récits peuvent prendre la forme d'animations, de films/vidéos ou encore d'histoires racontées oralement ou par écrit. Ils impliquent typiquement des agents, leurs buts et leurs actions (Lee et al., 2020).

instructions (identifier de petits ou de grands événements) et des facteurs situationnels (p. ex. : la présence d'actions inattendues dans la vidéo ; Newton, 1973; Newton et al., 1977; Newton & Engquist, 1976). Nous reviendrons sur ce dernier point dans la section suivante.

2. *Mesures implicites*

Partant de l'idée qu'en raison de leur richesse en informations, les points de segmentation devraient attirer davantage l'attention et nécessiter un traitement cognitif plus intense, Hard et al. (2011) ont développé une mesure implicite de la segmentation : le temps de fixation (« *dwell time* »). Le temps de fixation correspond à la durée pendant laquelle des observateurs fixent des images - des diapositives - prises à des intervalles réguliers au cours d'une séquence d'action. Les pics au niveau de ce temps de fixation sont censés refléter les moments perçus comme des points de segmentation (pour des exemples d'études utilisant cette technique, voir Kosie & Baldwin, 2019a, 2019b).

3. *Marqueurs biologiques*

Même lorsqu'il n'est pas demandé aux individus d'identifier les points de segmentation, un certain nombre de changements neuronaux et physiologiques peuvent être observés lorsqu'ils sont exposés à un moment typiquement identifié comme un point de segmentation (par un groupe de personnes indépendant). La représentation neuronale des modèles d'événements en construction ainsi que la perception des points de segmentation peuvent être déterminés sur base de l'activité cérébrale à l'aide de différentes techniques de neuro-imagerie (Baldassano et al., 2017; Ezzyat & Davachi, 2011; Geerligts et al., 2021; Silva et al., 2019; Sols et al., 2017; pour une revue, voir Bilkey & Jensen, 2021). Typiquement, lorsqu'un point de segmentation est rencontré, l'activité cérébrale dans les aires corticales postérieures du réseau par défaut (*default network*) passent d'un pattern d'activité stable⁵ à un autre – l'activité neuronale, stable pendant l'événement, change brusquement puis atteint un nouvel état de stabilité — et un pic d'activité est observé au niveau de l'hippocampe (Baldassano et al., 2017; Ben-Yakov et al., 2013; Ben-Yakov & Dudai, 2011). Les processus cognitifs précis associés à ces marqueurs est encore un sujet de débat (Bilkey & Jensen, 2021). Certaines études ont également rapporté une augmentation de la dilatation pupillaire au moment des points de segmentation (Antony et al., 2021; Clewett et al., 2020; Pajkossy et al., 2024; M. E. Smith et al., 2024).

⁵ Période pendant laquelle l'activité neuronale au sein des différents voxels d'une région d'intérêt reste stable.

Section III. Une segmentation hiérarchique

Une caractéristique importante de la segmentation des événements est son caractère hiérarchique. La segmentation opère simultanément à plusieurs échelles temporelles, donnant lieu à la création d'événements de différents niveaux (imbriqués) de spécificité (Zacks, 2020). Ainsi, selon le niveau de segmentation, une même activité peut être perçue soit comme un événement complet en lui-même, soit comme une partie d'une unité d'événement englobant un nombre (plus ou moins grand) d'activités différentes (Garsoffky et al., 2017; Garsoffky & Schwan, 2020; Schwan & Garsoffky, 2004). Par exemple, l'événement « faire du café » peut à la fois être un segment de l'événement plus large et plus long « préparer le petit-déjeuner » et être lui-même segmenté en une séquence de sous-événements plus courts et spécifiques telle que « choisir une capsule », « mettre la capsule dans la machine », « poser la tasse », « démarrer la machine », « attendre », etc. (Figure 5). Comme nous l'avons développé dans le chapitre I, section II « Connaissances autobiographiques et souvenirs épisodiques », une organisation hiérarchique similaire est observable au niveau des représentations mnésiques des événements.

Figure 5

Segmentation hiérarchique



Note. Illustration de la manière dont la segmentation opère de façon hiérarchique. Les rectangles représentent les événements. Les lignes en pointillé représentent les points de segmentation.

Comme les événements s'imbriquent les uns dans les autres de manière hiérarchique, lorsqu'une personne identifie et/ou rappelle un de ces événements, elle peut le faire à différents niveaux hiérarchiques. Lors de la perception, ces différents niveaux modulent la finesse de la segmentation. On considère que la segmentation est large (« *coarse* ») lorsque les personnes identifient les plus grandes unités auxquelles elles attribuent un sens et qu'elle est fine (« *fine* ») lorsqu'elles identifient les plus petites unités auxquelles elles attribuent un sens (Sargent et al., 2013; Zacks, 2020). La finesse de la segmentation peut varier en fonction de différents facteurs tels que les objectifs des individus (Newtson, 1973; Sargent et al., 2013) ou leur niveau d'expertise et de familiarité par rapport à l'action segmentée (Hanson & Hirst, 1989).

En analysant les données d'activité cérébrale recueillies chez des individus regardant un épisode d'une série, Baldassano et al. (2017) ont mis en lumière les dynamiques cérébrales sous-jacentes à la segmentation hiérarchique des événements. Ces chercheurs ont observé des changements entre des patterns de stabilité au niveau de l'activité cérébrale se produisant à différentes échelles temporelles à travers le cortex. Plus précisément, leurs analyses ont révélé des changements rapides dans des zones sensorielles primaires et des changements progressivement plus lents dans des zones de plus haut niveau dans la hiérarchie corticale. En d'autres mots, ils ont observé un gradient de représentations d'événements de plus en plus large, commençant par des segments courts dans les régions sensorielles primaires jusqu'à des segments plus longs (correspondant à ceux identifiés par des observateurs humains) dans des régions telles que le cortex postéro médian et le gyrus angulaire (pour des résultats similaires, voir également Geerligts et al., 2021).

Dans le même esprit, Hasson et son équipe (Hasson et al., 2008) ont caractérisé la durée pendant laquelle les représentations dans différentes couches corticales sont sensibles au contexte antérieur. Ils ont mis en lumière une hiérarchie de fenêtres temporelles réceptives (« *temporal receptive windows* » ; la fenêtre de temps pendant laquelle l'information antérieure affecte le traitement des nouvelles informations, un analogue temporel du champ réceptif spatial), de telle sorte que les zones sensorielles primaires semblent retenir l'information pour de courtes durées, tandis que les zones associatives de plus haut niveau (c.-à-d., la jonction temporo-pariétale, le gyrus angulaire et le cortex pariétal et frontal) retiennent l'information pour des durées plus longues. Selon ces auteurs, les souvenirs seraient construits de manière hiérarchique pendant la perception, à travers une accumulation active et continue (et une intégration) d'informations à travers ces différentes couches (Hasson et al., 2008).

Fait intéressant, il existe une proximité étroite entre la topographie des fenêtres temporelles réceptives mise en lumière par Hasson et ses collègues et la hiérarchie corticale de segmentation identifiée par Baldassano et al. (2017). Selon Baldassano et son équipe, cette similitude suggère que chaque zone de la hiérarchie corticale pourrait accumuler des informations à son échelle temporelle préférée et les intégrer dans des unités discrètes qui sont transférées, lors de points de segmentation, au niveau de traitement suivant. Ainsi, les événements fins représentés dans les couches corticales de bas niveau seraient progressivement intégrés dans des modèles d'événements représentant des situations de la vie quotidienne (allant de dizaines de secondes à plusieurs minutes et représentés dans les zones corticales de plus haut niveau ; Baldassano et al., 2017).

Section IV. La perception des points de segmentation

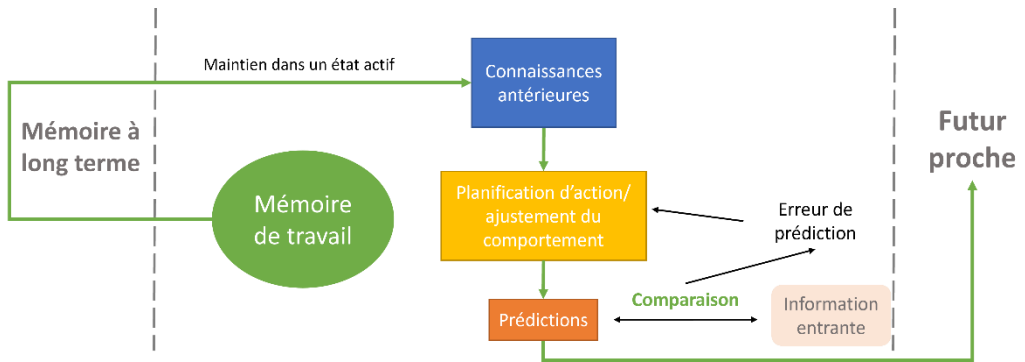
a. Selon la théorie de la segmentation

Voyons maintenant quels sont les processus qui expliquent la segmentation et la perception des points de segmentation. Selon la théorie de la segmentation, la segmentation serait en quelque sorte un effet secondaire résultant du fait que nos systèmes perceptifs tentent continuellement d'anticiper l'information imminente, de prédire le futur proche (Kurby & Zacks, 2008). Au cours de leurs activités, les personnes créent et maintiennent en mémoire de travail des « modèles d'événement » (« *Event Model* » qui sont des représentations du déroulement de l'événement en cours (une représentation de « ce qui se passe maintenant » ; Kurby & Zacks, 2008). Un modèle d'événement est situé dans un contexte spatio-temporel, et comprend différentes entités (telles que des personnes et des objets) ainsi que les relations entre ces dernières (Zacks, 2020). Un modèle d'événement en mémoire de travail représente le déroulement de l'activité en cours et maintient l'information durant la durée de l'événement qu'il représente. Il constitue donc à la fois une représentation perceptive et une représentation en mémoire de travail (Zacks, 2020). Ces modèles d'événement produisent des prédictions qui orientent la perception et le comportement (Hard et al., 2011). Les modèles d'événement sont considérés comme des représentations dynamiques, intégrant les détails perceptuels de l'expérience en cours avec les connaissances sémantiques issues d'expériences passées similaires. Ils permettent la compréhension du flux continu de l'expérience (Ezzyat & Davachi, 2011).

Ces modèles d'événement servent de base pour l'intégration des informations du passé récent et guident les prédictions concernant le futur proche (Kurby & Zacks, 2008). Tant que les prédictions faites sur base d'un modèle sont correctes, ce dernier est maintenu actif en mémoire de travail. Plus précisément, les prédictions dont il est ici question sont faites sur base du modèle d'événement actuel et des connaissances antérieures concernant des situations similaires (Figure 6). Ces connaissances sont groupées en ce que l'on appelle des schémas d'événement (« *event schema* »). Un schéma d'événement se définit comme une représentation structurée de connaissances à propos d'un type d'événement (Zacks, 2020). Les schémas d'événement se composent de connaissances à propos de la structure temporelle des événements, des entités, des rôles, des lieux, etc. (Abelson, 1981; cité par Zacks, 2020). Par exemple, une personne habituée à aller au cinéma peut prédire qu'après que la lumière se soit éteinte, les publicités vont commencer. Dans les situations où nous sommes moins coutumiers et pour lesquelles nous n'avons pas de schémas d'événement réellement adéquats, notre cerveau est capable de faire des prédictions sur base de connaissances plus générales telles que celles qui concernent la manière dont les corps et les objets bougent, les relations entre les buts et les actions, etc. (Zacks, 2020).

Figure 6

Schéma synthétisant les différentes fonctions attribuées aux modèles d'événements et les mécanismes par lesquels ils les rempliraient



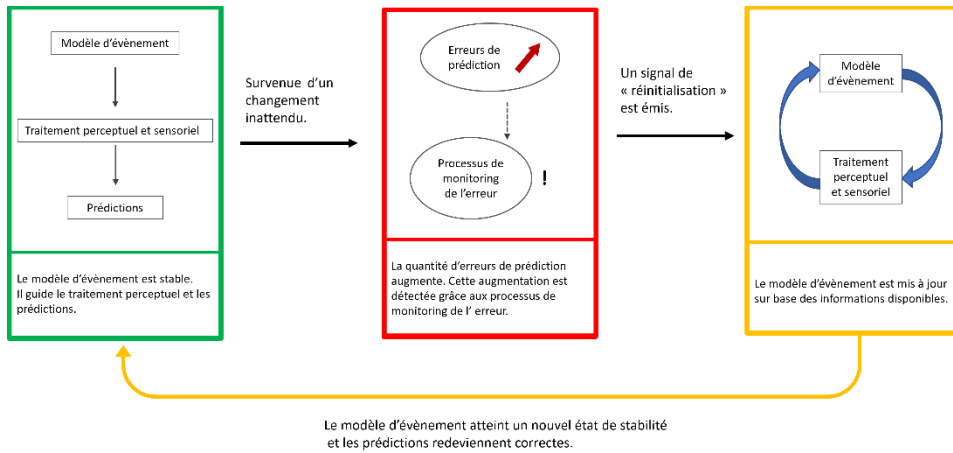
Note. LTM : Long Term Memory. STM : Short Term Memory.

Quand un changement inattendu survient, c'est-à-dire quand les caractéristiques perceptuelles ou conceptuelles de la situation changent, la prédiction sur base d'un modèle d'événement devient plus ardue et les erreurs plus nombreuses. Cette augmentation transitoire est détectée grâce aux processus de monitoring de l'erreur et un signal d'erreur est diffusé à travers le cerveau (Kurby & Zacks, 2008). Cela semble être rendu possible grâce aux connexions établies par les voies dopaminergiques (Zacks et al., 2011). C'est cette augmentation transitoire des erreurs de prédiction qui susciterait la perception des points de segmentation. Suite à cela, le modèle d'événement (jusqu'alors stable) est mis à jour sur base des informations disponibles (Figure 7). En d'autres termes, les personnes mettent à jour leur représentation de « ce qui se passe maintenant » et un point de segmentation est alors perçu (Kurby & Zacks, 2008).

Comme nous l'avons vu plus haut, la segmentation opère simultanément à plusieurs échelles temporelles. Cela implique que certaines mises à jour ne concernent que les modèles représentant des événements très courts et spécifiques (p. ex. : « casser un œuf ») alors que d'autres concernent également des événements de plus haut niveau (Zacks, 2020). Par exemple, la mise à jour du modèle d'événement « casser le dernier œuf » sera concomitante à la mise à jour du modèle d'événement plus large « casser les œufs ». Dans le même ordre d'idée, la mise à jour du modèle d'événement « faire des œufs brouillés » pourrait être concomitante à la mise à jour du modèle d'événement plus large « préparer le petit-déjeuner » (Figure 5).

Figure 7

Schéma synthétisant les processus sous-tendant la segmentation des événements selon la théorie de la segmentation



Note Adapté de Kurby & Zacks (2008).

b. Selon la théorie du changement contextuel

Une autre théorie influente dans le domaine de la cognition des événements est la théorie du changement contextuel (Clewett et al., 2019; Clewett & Davachi, 2017). Cette dernière s'accorde avec la théorie de la segmentation sur plusieurs points. Selon les deux théories, notre cerveau accumule continuellement le flux continu de l'expérience en une représentation mentale de l'événement en cours. Lorsqu'un point de segmentation est perçu, l'information accumulée est séparée des informations temporellement adjacentes et est transférée en mémoire à long terme sous la forme d'une représentation mnésique unifiée. Le processus recommence ensuite. C'est au niveau des mécanismes supposés initier la perception des points de segmentation (c.-à-d. déclencher la segmentation des événements) que les deux théories divergent. Comme développé au point précédent, selon la théorie de la segmentation, la perception des points de segmentation surviendrait suite à une augmentation des erreurs au niveau des prédictions faites sur base du modèle d'événement actuel. Par contre, selon la théorie du changement contextuel, la segmentation serait déclenchée par des fluctuations contextuelles internes et externes, telles que les changements dans l'espace, le temps, les objectifs de la tâche ou dans les catégories de stimuli affichés (p. ex., personnes vs. objets). Ces changements peuvent aboutir à la perception d'un point de segmentation, même s'ils sont prévisibles (contrairement à la théorie de la segmentation qui postule qu'une erreur de prédiction est nécessaire).

A l'heure actuelle, c'est toujours une question ouverte de savoir quel élément, entre les erreurs de prédiction et les changements contextuels, est le déclencheur principal de la segmentation. Chacune des deux explications a reçu un certain support empirique et théorique (pour plus de détails, voir Güler et al., 2024 ; pour une discussion des relations entre erreurs de prédiction, segmentation et mémoire, voir Nolden et al., 2024) mais peu d'études les ont directement confrontées. Cela est dû, en partie, à une difficulté méthodologique : les changements de contexte provoquent, dans de nombreux cas, une augmentation des erreurs de prédiction. Cela rend donc difficile d'isoler les effets respectifs de ces facteurs. Notons également que les mécanismes proposés par la théorie de la segmentation et celle de la stabilité contextuelle ne sont pas mutuellement exclusifs : il se pourrait que chacun contribue à la segmentation et que leur contribution respective varie selon le type d'événements envisagés.

Section V. La segmentation et la structure temporelle des souvenirs épisodiques

Revenons maintenant à la question ayant motivé notre intérêt pour la segmentation des événements : « Comment sont formées et encodées les unités discrètes constituant les représentations mnésiques de nos expériences passées ? ». La segmentation est non seulement un processus clé dans la manière dont nous percevons nos expériences, mais également dans la façon dont nous nous les remémorons. La perception des points de segmentation influence la mémoire de nombreuses façons (pour une revue, voir Baldwin & Kosie, 2021, Brunec et al., 2018, Clewett et al., 2019 ou Zacks, 2020). Parmi les multiples facettes de la relation entre la segmentation des événements et la mémoire, un élément nous intéresse tout particulièrement : la perception des points de segmentation pourrait déclencher l'encodage du flux continu d'expérience en mémoire épisodique, sous forme d'unités d'expérience (Bird, 2020; Loschky et al., 2020). Selon la théorie de la segmentation, la perception d'un point de segmentation induit la mise à jour du modèle d'événement jusqu'alors maintenu en mémoire de travail et l'encodage en mémoire à long terme de sa version précédente (Kurby & Zacks, 2008; Radvansky & Zacks, 2017). Les modèles d'événement créés durant la perception via les processus de segmentation constitueraient donc les unités faisant l'objet de l'encodage en mémoire à long terme.

Cette conception est appuyée par plusieurs éléments, notamment le fait que les moments perçus comme des points de segmentation sont souvent mieux mémorisés que les autres (voir p. ex. Hard et al., 2011; Newton & Engquist, 1976; Pettijohn et al., 2016; Swallow et al., 2009) ou la correspondance observée entre les événements identifiés lors de la perception et les unités composant les souvenirs épisodiques (c.-à-d. les moments mentionnés lors du rappel ; p. ex. : Brunec et al., 2018; Ezzyat & Davachi, 2011; Sargent et al., 2013; Zacks et al., 2001). Notons également le fait que les individus ayant de bonnes capacités de segmentation⁶ (c.-à-d. ceux qui

⁶ L'habilité à segmenter peut se définir de la sorte : “*Segmentation ability is the degree to which an individual agreed with the sample as a whole about where event boundaries occurred in the movies*” (Sargent et al. 2013, p. 242).

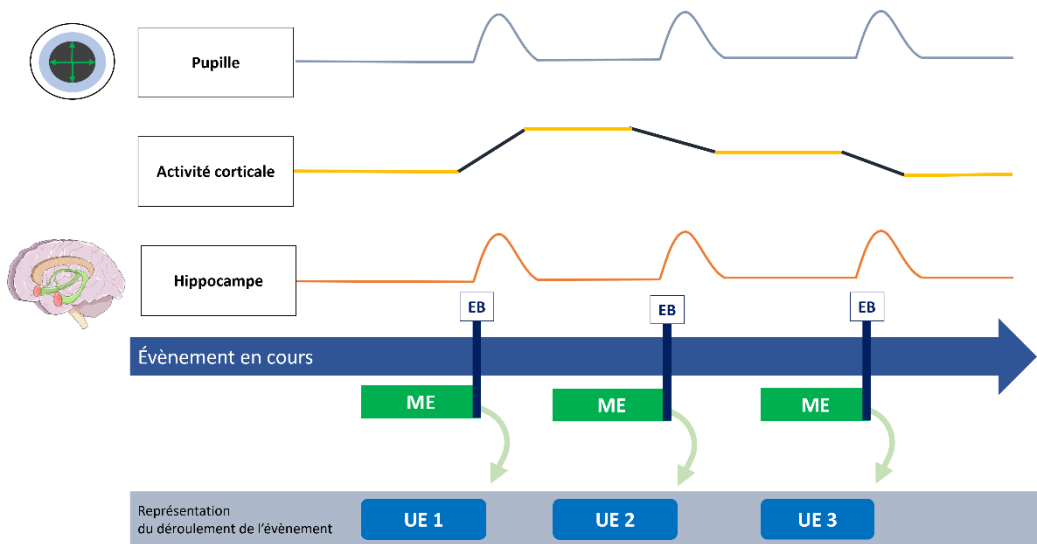
identifient les points de segmentation de manière similaire à la plupart des autres personnes) ont tendance à mieux se souvenir des événements (Flores et al., 2017; Kurby & Zacks, 2008; Radvansky, 2017; Sargent et al., 2013).

Ce rôle de la segmentation en mémoire épisodique est appuyé par une série de travaux de neuro-imagerie (pour une revue, voir Bird, 2020). Plusieurs études ont mis en évidence une augmentation transitoire de l'activité de l'hippocampe lors de la perception des points de segmentation (p. ex. : Baldassano et al., 2017; Ben-Yakov et al., 2013; Ben-Yakov & Dudai, 2011 ; pour des études se basant sur l'activité de neurones individuels, voir également J. Zheng et al., 2022 et Yoo et al., 2022). L'ampleur de cette activation était plus importante pour les événements subséquemment remémorés lors d'un rappel libre. Celle-ci était également positivement associée au niveau de réactivation du pattern d'activité neuronale enregistré lors de la perception initiale des événements rappelés et était liée à la saillance des points de segmentation (Bird, 2020). Par ailleurs, Ezzyat & Davachi (2011) ont mis en évidence que l'activité dans le cortex préfrontal ventromédian (vmPFC) augmente progressivement pendant les événements et chute soudainement aux moments correspondant à des points de segmentation (identifiés par un groupe indépendant d'individus). Selon les auteurs, ce pattern refléterait l'accumulation du contenu des événements en mémoire de travail, puis sa mise à jour/ son transfert en mémoire à long terme aux points de segmentation.

Sur base de ces éléments, nous pouvons suggérer une réponse à notre question posée au début la section « Comment l'expérience est-elle encodée, représentée puis récupérée en mémoire sous forme d'unités d'expérience ? ». Durant la perception d'un événement, nous créons et maintenons en mémoire de travail des représentations du déroulement de l'événement en cours (un modèle d'événement ; Baldassano et al., 2017; Kurby & Zacks, 2008). Lorsqu'un point de segmentation est identifié (lorsqu'un moment est perçu subjectivement comme la fin d'un événement et le début d'un autre ; Kurby & Zacks, 2008), grâce à un mécanisme provenant de l'hippocampe, ce modèle d'événement est transféré en mémoire à long terme. Dès lors, les modèles d'événement créés lors de la perception des événements passés pourraient être les unités d'expérience composant les souvenirs épisodiques (Figure 8).

Figure 8

Représentation schématique de la manière dont les points de segmentation ponctueraient le transfert en mémoire à long terme des modèles d'évènement



Note. EB = Event Boundary. UE = Unité d'Expérience. ME = Modèle d'Évènement. Source de l'illustration (hippocampe) : <https://smart.servier.com/category/general-items/scientific-illustrations/>. "Servier - Drawing Limbic system - no labels" at AnatomyTOOL.org by Servier Medical Art,license: Creative Commons Attribution.

Ce mécanisme fournit une explication plausible à la relation entre segmentation et compression temporelle observée par Jeunehomme et D'Argembeau. Pour rappel, ces derniers ont mis en évidence que le nombre de points de segmentation identifiés par les personnes au sein d'un évènement est négativement associé à la compression temporelle avec laquelle il est remémoré (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). Pour des évènements de même durée, ceux contenant plus de points de segmentation (par le fait que leur déroulement inclut une quantité plus importante de changements perceptifs et conceptuels) devraient être représentés en mémoire par plus d'unités d'expérience (leur déroulement contiendrait des discontinuités temporelles moins nombreuses et/ou moins longues). Dès lors, la proportion de leur déroulement représentée en mémoire serait plus élevée et leur compression temporelle moindre (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). En résumé, l'ampleur de la compression temporelle observée lors du rappel d'évènements dépendrait de leur segmentation (de leur quantité de points de segmentation par unité de temps) dans la mesure où la segmentation détermine la quantité d'unités d'expérience créées pour représenter le déroulement de l'évènement en mémoire.

Les discontinuités temporelles ponctuant les souvenirs pourraient résulter d'au moins deux facteurs : le nombre de points de segmentation identifiés par l'individu (déterminant le nombre d'unités d'expérience formées) et la durée des segments d'expérience encodés en

mémoire lors de la perception des points de segmentation (déterminant la durée des unités d'expérience). Former des souvenirs épisodiques de nos expériences passées, de façon complète / peu comprimée, dépendrait, d'une part, de l'habileté à identifier des points de segmentation (à segmenter efficacement les événements) et, d'autre part, de la capacité à construire, maintenir et encoder des modèles d'événements représentant le flux de l'expérience de façon complète. Dans ce travail de thèse, nous formulons l'hypothèse que la mémoire de travail est intimement liée à ces deux aptitudes, jouant ainsi un rôle central dans le phénomène de compression temporelle en mémoire épisodique.

Chapitre IV. Le rôle de la mémoire de travail en mémoire épisodique

Dans ce chapitre, nous commencerons, dans un premier temps, par définir le concept de mémoire de travail (section I). Nous nous intéresserons ensuite de façon plus approfondie à une des caractéristiques principales de la mémoire de travail : sa capacité limitée (section II). Nous survolerons les différents points de vue concernant la nature de cette capacité limitée et la façon dont le système y fait face (section III et IV). Dans un second temps, nous nous intéresserons aux relations entre la mémoire de travail et la mémoire à long-terme et, plus spécifiquement, la mémoire épisodique (section V). Nous donnerons d'abord un aperçu des recherches qui ont mis en évidence le rôle de la mémoire de travail dans des tâches classiques de mémoire épisodique (p. ex. : le rappel différé de listes de mots) et discuterons ensuite des éléments suggérant son rôle dans la capacité à revivre mentalement des épisodes passés. Plus particulièrement, nous nous arrêterons sur son implication dans la capacité à se remémorer les activités de la vie quotidienne, dans la simulation épisodique et dans la construction de modèles mentaux durant la perception. Enfin, sur base des liens mis en avant entre la mémoire de travail et la mémoire épisodique, nous formulerons des hypothèses précises quant au rôle de la mémoire de travail dans le phénomène de compression temporelle en mémoire épisodique (section VI).

Section I. La mémoire de travail

La mémoire de travail peut se concevoir comme un système dédié au maintien à court terme et à la manipulation d'informations (Atkinson & Shiffrin, 1968; Baddeley & Hitch, 1974; Cowan, 2008). Elle permet de garder à l'esprit des informations nouvellement rencontrées telles que le numéro de téléphone d'un collègue récemment embauché, le nom des différentes personnes lors d'un tour de table, etc. mais également de les utiliser. Cette capacité est nécessaire dans de nombreuses activités de la vie quotidienne telles que la réalisation d'une recette de cuisine (suivre les étapes de la recette tout en se souvenant des ingrédients déjà ajoutés), tenir une conversation (avoir à l'esprit ce qui a été dit tout en préparant la réponse et en continuant de prêter attention à ce qui est en train d'être dit), faire les courses (sélectionner les choses à mettre dans le caddie tout en ayant la liste en tête).

La mémoire de travail constitue une interface entre la perception, la mémoire à long terme et l'action, sous-tendant ainsi les processus de pensée humaine (Baddeley, 2003; Baddeley & Hitch, 1974; Ma et al., 2014; Schurgin, 2018). La mémoire de travail est parfois définie comme la mémoire utilisée pour planifier et exécuter des actions (Hooker, 1960). Elle peut en effet être vue comme un espace de travail mental permettant de maintenir des informations pertinentes pour la tâche en cours, d'effectuer des opérations mentales et d'ajuster le comportement en

conséquence. De manière plus concrète, elle peut également être définie comme une représentation neuronale active (Cowan, 2008; Güler et al., 2024; Hebb, 1949).

Dans de nombreux cas, les différences interindividuelles en ce qui concerne les capacités de mémoire de travail sont évaluées à l'aide de tâches d'empan complexe (*complex span tasks*). Durant celles-ci, les individus accomplissent une tâche de traitement, comme des calculs mathématiques ou des jugements de symétrie, tout en mémorisant des items, tels que des lettres ou des chiffres. Ils doivent ensuite rappeler les items dans le bon ordre (A.R.A Conway et al., 2005; Wilhelm et al., 2013). Il existe des différences interindividuelles substantielles au niveau de la performance à des tâches (Redick et al., 2012; Unsworth, 2016). Cette performance est positivement associée à l'intelligence fluide et aux habiletés cognitives de haut niveau telles que la compréhension verbale ou le raisonnement spatial (Unsworth & Engle, 2007).

Les tâches d'empan complexe ont été largement utilisées au sein de la littérature s'intéressant aux relations entre la mémoire de travail et la mémoire épisodique. Dans ce contexte, de nombreux travaux de différences interindividuelles ont mis en évidence une association positive entre le score obtenu à ces tâches et la performance à de nombreuses tâches de mémoire épisodique. Dans la continuité de ces recherches, lorsque nous nous sommes intéressés aux différences inter-individuelles en ce qui concerne les capacités de mémoire de travail, nous les avons évaluées à l'aide de tâches d'empan complexe.

Section II. La capacité limitée de la mémoire de travail

Une caractéristique centrale de la mémoire de travail est sa capacité restreinte (Baddeley et al., 1984; Cowan, 2001; Luck & Vogel, 1997; Oberauer et al., 2016). Cependant, la nature de cette limite est encore sujette à débat (Baddeley., 2012; Cowan, 2008; Schurgin, 2018). Les modèles de la mémoire de travail peuvent être répartis en deux grandes catégories en fonction de la nature qu'ils attribuent à la capacité de la mémoire de travail : les modèles à emplacement (« *slot models* ») et les modèles de ressources continues (« *continuous resources models* »).

a. *Slot models*

Historiquement la mémoire de travail a été décrite comme un système limité en capacité, ne pouvant retenir qu'un nombre fixe et réduit d'items (voir p. ex. : Luck & Vogel, 1997), comme le « nombre magique » de sept items de Miller (lorsque le « *chunking* »⁷ est possible ; G.A. Miller, 1956) ou les quatre items de Cowan (lorsque le *chunking* est rendu impossible ; Cowan, 2001). Selon cette vue, la mémoire de travail contiendrait un nombre limité d'emplacements (*slots*) pouvant être occupés par des items. Cette conceptualisation en « slots » de la mémoire de

⁷ De manière générale, un *chunk* est défini comme une collection d'éléments fortement associés entre eux, mais faiblement associés aux éléments d'autres *chunks* (Mathy & Feldman, 2012; Norris & Kalm, 2021).

travail est de type tout ou rien : soit un item est représenté de façon complète soit il ne l'est pas du tout (Ma et al., 2014; Schurgin, 2018).

b. Continuous resource models

Des modèles récents de la mémoire de travail proposent une vue alternative aux modèles traditionnels de types « slots » (Brady et al., 2024). Selon ces modèles, la mémoire de travail n'est pas restreinte par un nombre fixe d'items ou de chunks, mais par un pool limité de ressources attentionnelles et mémorielles réparties entre les informations à maintenir. Ainsi, plus le nombre d'unités à maintenir augmente, plus les ressources sont divisées, réduisant la précision de chaque unité. Cette diminution de la précision avec le nombre d'items a été mis en évidence avec un panel assez varié de stimuli, tels que des formes colorées (Bays et al., 2009; Bays & Husain, 2008; Wilken & Ma, 2004), des point-light walkers (Tsuda & Saiki, 2019), des formes géométriques mouvantes (*random dot kinematograms*; Zokaei et al., 2011) ou de l'information acoustique et phonétique (des phonèmes; Hepner & Nozari, 2019; Joseph et al., 2015). Les modèles de types 'ressources continues' considèrent la mémoire de travail comme une ressource flexible, sans limite fixe d'items stockés, mettant l'accent sur la qualité ou la précision de la mémoire plutôt que sur le nombre d'items mémorisés (Ma et al., 2014; Schurgin, 2018).

Section III. L'oubli en mémoire de travail

Au-delà de la nature des ressources limitées de la mémoire de travail, se pose la question des mécanismes par lesquels l'information qui y est présente se dégrade (Baddeley, 2012). La plupart du temps, cette dégradation de la trace mnésique est attribuée à un déclin temporel ou à l'interférence causée par les nouvelles informations entrantes (Atkinson & Shiffrin, 1968; Barrouillet et al., 2004; Cowan, 2008; Jonides et al., 2008; McCabe, 2008). Dans les deux cas, l'information doit être activement maintenue pour rester accessible dans le temps (pour être protégée du déclin temporel et/ou de l'interférence).

Deux mécanismes distincts sont supposés être à la base du maintien de l'information en mémoire de travail : la répétition articulatoire (« *rehearsal* » ; Baddeley, 1998) et le rafraîchissement attentionnel (« *refreshing* » Barrouillet et al., 2004; Fanuel et al., 2020). La répétition articulatoire est particulièrement impliquée dans le maintien du matériel verbal. Ce processus peut être interrompu par la suppression articulatoire, qui consiste en l'articulation simultanée de matériel verbal non pertinent. Le second mécanisme de maintien est le rafraîchissement. Principalement dédié au matériel visuel et spatial, le rafraîchissement peut également contribuer au maintien du matériel verbal. Il permet de maintenir les traces mnésiques en recentrant brièvement l'attention sur ces dernières (Plancher et al., 2018).

Section IV. La compression en mémoire de travail

La capacité de stockage limitée de la mémoire de travail peut être optimisée grâce au *chunking* (la formation de *chunks*⁸). Depuis les travaux fondateurs de Miller (1956), l'effet positif du *chunking* sur la performance de rappel a été largement étudié et démontré. Cependant, il n'existe pas de consensus complet sur les mécanismes à la base de cet effet bénéfique. Deux grandes catégories d'explications théoriques ont été proposées : la réintégration et le recodage/compression. Notons que les mécanismes proposés par chacune d'elles ne sont pas mutuellement exclusifs ; la littérature suggère d'ailleurs que les deux existent et se manifestent ou non en fonction des conditions (Norris et al., 2020; pour une revue, voir Norris & Kalm, 2021).

Selon l'hypothèse de la réintégration, le *chunking* est lié à l'association des *chunks* avec des représentations en mémoire à long terme. Par exemple, les lettres K, F, et C peuvent former un *chunk* associé à la chaîne de fast-food *KFC*, permettant de récupérer ces items même si leurs traces en mémoire de travail sont dégradées. La seconde hypothèse de recodage/compression propose qu'en présence de régularités statistiques, de similarités ou de redondances, l'information en mémoire de travail est recodée en un format plus efficace, augmentant ainsi la capacité de stockage. Le *chunking* serait donc une forme de compression des données, permettant de mémoriser plus d'éléments avec moins de ressources (Brady et al., 2009; Chekaf et al., 2016; Mathy & Feldman, 2012; Thalmann et al., 2019). Ce type de compression a été observé avec un panel assez varié de stimuli (voir Table 2), suggérant, selon certains auteurs (e.g., Kowialiewski et al., 2024) son caractère domaine-général.

Les mécanismes de recodage peuvent être divisés en deux catégories : ceux reposant sur la mémoire à long terme et ceux n'y faisant pas appel⁹. Le premier mécanisme utilise les connaissances antérieures des régularités statistiques de l'environnement pour associer plusieurs items à une même représentation en mémoire à long terme, remplaçant ainsi leurs traces en mémoire de travail par un pointeur (p. ex., si trois items apparaissent systématiquement de façon consécutive, ils peuvent être maintenus en mémoire de travail à l'aide d'un seul pointeur ; Brady et al., 2009; Cowan et al., 2012; Norris et al., 2020; Thalmann et al., 2019). Un second mécanisme a été proposé suite à une série d'études ayant montré que les bénéfices mnésiques typiques du *chunking* peuvent être observés dans des conditions expérimentales ne permettant pas de lier les

⁸ De façon générale, un *chunk* peut être défini comme un assemblage d'items ayant de fortes associations les uns avec les autres, mais de faibles associations avec des items situés dans d'autres *chunks* ; Cowan, 2001; Norris & Kalm, 2021).

⁹ L'influence de ces deux mécanismes sur la performance mnésique peut être distinguée de celle de la réintégration, car ils donnent lieu à des prédictions différentes. La réintégration n'intervient pas au niveau du maintien de l'information en mémoire de travail ; elle facilite simplement la récupération des groupes d'items (*chunks*) associés à des connaissances antérieures. Elle n'a donc pas d'effet sur les items ne faisant pas partie desdits *chunks*. À l'inverse, le recodage libère de la place en mémoire de travail. En conséquence, lorsqu'un *chunk* est présent, les items suivants (même s'ils ne font pas partie de ce *chunk*) sont mieux rappelés (Norris & Kalm, 2021).

stimuli à des connaissances antérieures (p. ex., Chekaf et al., 2016; Lazartigues et al., 2021). Ces études ont démontré que la compressibilité des stimuli (une mesure basée sur leur degré de redondance) est positivement associée à la performance globale de rappel, bien que cela se fasse au détriment de la précision de la trace mnésique (plus d'items peuvent être mémorisés mais avec une précision plus faible ; Lazartigues et al., 2021; Mathy et al., 2023; Nassar et al., 2018).

Table 2

Exemples d'études qui se sont intéressées à la compression de l'information en mémoire de travail (classées en fonction de la nature des stimuli utilisés et du type de compression)

	Compression intra-item	Compression inter-item
Visuel	Ramzaoui & Mathy, 2021 Mathy et al., 2023 Lazartigues et al., 2021 Nassar et al., 2018	Brady et al., 2009 Kowialiewski et al., 2022
Visuo-Spatial	Al Roumi et al., 2021	Chekaf et al., 2016 Kowialiewski et al., 2022 Lemaire et al., 2012
Verbal	/	Mathy & Feldman, 2012 Kowialiewski et al., 2022 Norris et al., 2020

Note. **Compression intra-item** : des régularités sont présentes au sein des items eux-mêmes (p. ex. : dans un écran composé de plusieurs formes géométriques, certaines d'entre elles sont de la même couleur). La présence de ces régularités permet la mémorisation d'un plus grand nombre d'items, cependant chacun d'eux est mémorisé avec moins de précision. **Compression inter-item** : des régularités sont présentes entre les différents items (p. ex. : des formes géométriques sont affichées une à la fois, et celles qui se suivent sont de couleurs similaires). Ces régularités permettent la mémorisation d'un plus grand nombre d'items.

En résumé, le chunking « par compression » est un mécanisme adaptatif qui permet de trouver un bon équilibre entre la capacité de stockage et la précision de la mémoire (Nassar et al., 2018). Ce processus consiste à recoder l'information sous une forme condensée, exploitant les redondances pour réduire la charge d'information. En simplifiant le contenu à maintenir, le chunking optimise la mémorisation, en tirant parti de la similarité entre les items pour améliorer la rétention. Ainsi, cette forme de chunking aide à gérer efficacement les ressources limitées de la mémoire de travail. Cependant, avec ce chunking permettant le maintien d'un plus grand nombre d'items, la précision avec laquelle chacun d'entre eux est mémorisé se voit diminuée.

Section V. Mémoire de travail et mémoire à long terme

a. Différences inter-individuelles

La recherche a montré de façon répétée et consistante une association positive entre les capacités de mémoire de travail des individus (évaluées à l'aide de tâches d'empan complexe) et leurs performances à des tâches de mémoire épisodique dites « de laboratoire » (p. ex. : le rappel différé de listes de mots). Une revue de la littérature par Unsworth (2019) a montré que la performance aux tâches de mémoire de travail et de mémoire épisodique est fortement et systématiquement corrélée. De plus, la mémoire de travail semble jouer un rôle important tant dans l'encodage (p. ex. : via son composant de contrôle attentionnel permettant un encodage efficace, détaillé et structuré) que dans la récupération (p. ex. : en soutenant l'autogénération et l'utilisation d'indices lors de la recherche en mémoire) de l'information en mémoire épisodique (Unsworth, 2019). Ensembles, les études qui ont examiné les liens entre la mémoire de travail et la mémoire épisodique avec une approche inter-individuelle indiquent que de bonnes capacités de mémoire de travail peuvent soutenir la construction de souvenirs épisodiques plus riches, ainsi qu'une récupération plus efficace de ces souvenirs (pour une revue, voir Unsworth, 2019).

D'autres auteurs ont également mis en avant la relation étroite entre la mémoire de travail et la mémoire épisodique. Par exemple, Sörqvist & Rönnerberg (2012) ont démontré que les personnes avec de bonnes capacités de mémoire de travail se souviennent mieux d'un discours auquel ils ont été exposés en écoutant simultanément un distracteur. Dans une étude examinant les liens entre la latéralité, la mémoire de travail et la mémoire épisodique, Sahu et al. (2016) ont observé une relation positive entre les capacités de mémoire de travail et la récupération en mémoire épisodique de paires de mots associées. Notons également les résultats décrits par Memel et son équipe dans une étude publiée en 2019. Ces auteurs ont recruté 310 adultes âgés et ont évalué leur mémoire de travail et leur mémoire épisodique à trois moments distincts. Trois ans séparaient chaque évaluation. Ils ont constaté que les performances aux tâches de mémoire de travail et de mémoire épisodique étaient corrélées aux trois moments et que les performances de mémoire de travail aux premiers tests pouvaient prédire de manière fiable la mémoire épisodique aux moments ultérieurs. Selon ces auteurs, cela suggère que le déclin de la mémoire épisodique chez les personnes âgées pourrait être modulé par leurs capacités de mémoire de travail (Memel et al., 2019).

Différents travaux ont également rapporté une association positive entre les capacités de mémoire de travail des individus et leurs performances à des tâches de mémoire autobiographique. Par exemple, dans l'une de leurs études, Unsworth, Spillers, et al. (2012) ont montré que les personnes ayant des capacités de mémoire de travail élevées réussissaient mieux une tâche consistant à rappeler le plus grand nombre possible de leurs amis listés sur Facebook en 8 minutes. Des études ont également mis en évidence que la récupération de souvenirs autobiographiques spécifiques repose fortement sur les processus de contrôle de la mémoire de travail (Baddeley & Wilson, 1986; Daselaar et al., 2008; Kemps & Tiggemann, 2007; Maxfield

et al., 2008). Par exemple, un niveau élevé de souvenirs généraux (ou l'incapacité à récupérer des souvenirs spécifiques) a été observé chez les individus ayant de faibles capacités de mémoire de travail (Ros et al., 2010; Yanes et al., 2008). De même, Raes et al. (2006) ont constaté que les individus avec une capacité de mémoire de travail plus élevée récupéraient souvent des souvenirs autobiographiques plus spécifiques que ceux avec une capacité plus faible (Anthony et al., 2024).

Ces études portant sur les différences inter-individuelles sont intéressantes pour notre propos car elles convergent sur l'existence d'une relation robuste entre la mémoire de travail et la mémoire épisodique et autobiographique. Cette relation est également soutenue par de nombreux travaux ayant utilisé des paradigmes de type « double-tâche ».

b. Impact de la charge de mémoire de travail sur la mémoire à long terme

Divers travaux ont montré que charger la mémoire de travail des personnes à l'aide d'une tâche concurrente pendant qu'ils sont exposés à des informations (notamment visuelles) impacte négativement leur capacité à se remémorer ces informations par la suite. Par exemple, dans trois expériences, Evans et Baddeley (2018) ont présenté des scènes visuelles à leurs participants (intérieurs, paysages urbains, maritimes et naturels) sous différentes conditions de charge en mémoire de travail (faible charge : compter à rebours de un en un et charge élevée : compter à rebours par trois). La mémoire des scènes était par la suite évaluée via une tâche de reconnaissance. Les résultats ont révélé un effet consistant de la charge de mémoire de travail sur la performance mnésique : tandis que la tâche exigeant de compter à rebours de trois en trois altérait nettement la performance à la tâche de reconnaissance pour l'ensemble des scènes, le décompte de un en un n'influçait que les scènes les plus complexes. La mémoire des scènes était donc tributaire de la charge de mémoire de travail durant leur perception. Nous pouvons également mentionner une étude de Axmacher et al. (2009). Ces auteurs ont utilisé un paradigme où les sujets devaient encoder des stimuli en mémoire à long terme (des photos de visages) tout en maintenant simultanément en mémoire de travail soit un seul, soit plusieurs symboles visuels (charge faible vs. charge élevée). Lors d'une tâche de reconnaissance subséquente, la performance des sujets était moins bonne pour les photos ayant été encodées dans la condition « charge élevée » comparé à celles présentées dans la condition « charge faible ». Dit autrement, la capacité des participants à encoder les photos en mémoire à long terme était altérée par la quantité d'items non pertinents maintenus en mémoire de travail.

Différentes études sur la mémoire spatiale ont également mis en lumière des liens entre la disponibilité de la mémoire de travail et la mémoire à long terme. Par exemple, Garden et al. (2002) ont étudié le rôle de la mémoire de travail dans l'apprentissage et la récupération d'itinéraires à travers deux expériences utilisant des techniques de double tâche. La première expérience a testé les performances de participants réalisant des tâches d'apprentissage et de reconnaissance d'itinéraires sous suppression articulatoire ou en effectuant un tapotement spatial (*spatial tapping task*). Ces deux tâches concurrentes ont globalement perturbé les apprentissages. La deuxième expérience a également employé une méthode de double tâche, mais a étudié l'apprentissage d'itinéraires en demandant aux volontaires de suivre l'expérimentateur à travers

les rues sinueuses d'un centre-ville. Les deux tâches concurrentes étaient les mêmes que dans la première expérience. Les participants étaient équipés d'un dispositif portable leur permettant de réaliser ces tâches tout en marchant dans la ville. La récupération consistait à parcourir le même itinéraire, tandis que l'expérimentateur suivait et notait les erreurs. Les résultats ont partiellement reproduit ceux de la première expérience, montrant que les deux tâches concurrentes interféraient avec l'apprentissage des itinéraires. Picucci et al. (2013) ont également observé que la réalisation d'une tâche concurrente, qu'elle soit de nature verbale ou visuelle, impacte négativement l'apprentissage d'itinéraires et ce qu'ils soient présentés visuellement (itinéraires virtuels) ou verbalement (descriptions verbales des itinéraires). Dans le même esprit, Nys et al. (2018) ont demandé à leurs participants de mémoriser des itinéraires virtuels dans trois situations : l'une avec une tâche concurrente visuo-spatiale (*spatial tapping task*), une autre avec une tâche concurrente verbale (répétition de syllabes) et une dernière sans tâche secondaire (condition contrôle). Après l'apprentissage, les participants ont été soumis à quatre épreuves pour évaluer leur représentation spatiale : une description de l'itinéraire, la reconnaissance verbale et visuelle des points de repère, ainsi que le choix des directions. De nouveau, les résultats ont montré que les tâches concurrentes, qu'elles soient verbales ou spatiales, interféraient avec la représentation spatiale des itinéraires en mémoire. Pour finir, notons une étude assez intéressante dans laquelle Plancher et al. (2018) ont demandé à leurs participants de naviguer dans une ville virtuelle et de mémoriser autant d'éléments que possible dans leur contexte spatiotemporel. Selon la condition, les participants devaient ou non réaliser une tâche mobilisant la mémoire de travail pendant la phase d'apprentissage. La mémoire épisodique était subséquemment évaluée lors d'un test de rappel à travers divers scores (portant sur le « quoi », le « où » et le « quand »). Leurs résultats montrent un effet délétère de la tâche concurrente sur la mémoire des événements vécus dans l'environnement virtuel (Plancher et al., 2018).

Les résultats évoqués ci-dessus montrent que l'encodage de l'information en mémoire à long-terme est tributaire des ressources de mémoire de travail disponibles durant la perception. De manière plus large, ils soutiennent l'idée que la mémoire de travail joue un rôle important dans la formation des souvenirs en mémoire à long terme.

D'autres études ont utilisé un paradigme de double tâche pour explorer la relation entre la mémoire de travail et la mémoire autobiographique. Par exemple, R.J. Anderson et al. (2012) ont demandé à des participants de récupérer des souvenirs autobiographiques tout en effectuant une tâche de génération de nombres aléatoires engageant la mémoire de travail. Une augmentation des temps de latence pour la récupération et une diminution de la spécificité des souvenirs ont été observées dans la condition « double tâche » par rapport à la condition contrôle. Eade et al. (2006) ont rapporté des observations similaires lorsque des participants devaient récupérer des souvenirs spécifiques tout en réalisant une tâche de mémoire de travail (button-pressing task). Ces études suggèrent un rôle de la mémoire de travail dans la capacité à récupérer des souvenirs autobiographiques spécifiques (Anthony et al., 2024). Par ailleurs, un certain nombre de travaux (p. ex. : Kavanagh et al., 2001; van den Hout et al., 2001) ont montré que solliciter la mémoire de travail durant la récupération des souvenirs autobiographiques réduit leurs qualités perceptivo-sensorielles (vivacité de l'imagerie mentale, etc.).

c. Mémoire de travail et mémoire des événements

De manière générale, l'existence d'importantes interrelations entre la mémoire de travail et la mémoire épisodique n'est plus à prouver. Cependant, de façon plus spécifique, le rôle de la mémoire de travail au niveau de la structure temporelle des souvenirs d'événements de la vie quotidienne reste peu clair. Certains travaux suggèrent néanmoins qu'elle y serait étroitement liée, notamment de par son rôle dans la segmentation des événements et la remémoration de leur contexte temporel.

1. Mémoire de travail et segmentation

Dans une étude de différences interindividuelles, Sargent et al. (2013) se sont intéressés aux aptitudes cognitives pouvant expliquer le niveau de détail avec lequel les individus se remémorent les activités de la vie quotidienne. Dans cette étude, les participants visionnaient une série de vidéos montrant des personnes engagées dans des activités de la vie quotidienne. Pendant le visionnage, les participants devaient segmenter ces vidéos (identifier les moments qu'ils percevaient comme la fin d'un événement et le début d'un autre). Ils réalisaient ensuite une tâche de rappel libre et le nombre d'actions rappelées était quantifié à l'aide d'un système de cotation standardisé. En plus de cette tâche évaluant la mémoire des événements, les participants prenaient part à un large screening cognitif testant diverses capacités, dont la mémoire de travail (à travers des tâches d'empan complexe). Tout d'abord, les résultats ont montré que les personnes ayant une meilleure habileté à segmenter (cf. chapitre III) se souvenaient mieux des vidéos. Ensuite, les analyses ont révélé que les personnes avec des capacités de mémoire de travail élevées se remémoraient plus d'actions pendant le rappel libre et avaient une meilleure habileté à segmenter. De façon intéressante, l'habileté à segmenter médiait partiellement la relation entre les capacités de mémoire de travail et la mémoire des événements.

Dans une étude s'intéressant aux liens entre l'habileté à segmenter et la capacité de personnes âgées atteintes de la maladie d'Alzheimer à réaliser des activités de la vie quotidienne, Bailey et al. (2013) ont observé une corrélation positive entre les capacités de mémoire de travail de leurs participants et leur habileté à segmenter. Enfin, dans une étude récente, Jafarpour et al. (2022) ont évalué la vitesse d'oubli en mémoire de travail grâce à une tâche d'apprentissage associatif (le « RLWM paradigm », voir Collins, 2018; Collins et al., 2014, 2017; Collins & Frank, 2012; Jafarpour et al., 2022; Master et al., 2020). Ils ont ainsi pu mettre en évidence que les individus chez qui la vitesse d'oubli en mémoire de travail était plus élevée montraient également de moins bonnes habiletés de segmentation.

En résumé, ces différentes études montrent l'existence d'un lien entre les capacités de mémoire de travail et l'habileté à segmenter le flux continu d'expérience en événements cohérents.

2. *Mémoire de travail et contexte temporel*

Lors du rappel d'une liste de mots après un délai, les individus ont tendance à rappeler successivement les éléments qui ont été présentés de façon temporellement proche (c'est ce qu'on appelle l'effet de contiguïté temporelle : « *temporal contiguity* »). Si un participant rappelle le quatrième mot d'une liste, le cinquième mot de cette liste a plus de chance d'être rappelé ensuite. En outre, les mots sont généralement rappelés de façon chronologique (« *forward asymmetry* »). Dans l'exemple précédent, l'élément rappelé a une probabilité plus élevée d'être le cinquième élément de la liste que le troisième (Howard & Kahana, 1999; Kahana, 1996). Selon les modèles du contexte de récupération (« *retrieval-context models* » : Howard & Kahana, 2002; Polyn et al., 2009¹⁰), cette organisation du rappel spontané reflète les principes d'organisation de la mémoire épisodique. Pendant la perception, les items seraient associés à une représentation du contexte temporel qui évolue lentement, de sorte que les éléments temporellement adjacents partageraient davantage de recouvrements contextuels (ils auraient un contexte temporel plus similaire). Lorsqu'un item est récupéré en mémoire, ses informations contextuelles sont également réactivées, ce qui favorise la récupération d'items dont les informations contextuelles sont similaires (Healey et al., 2019).

Il est intéressant de noter que les performances et la dynamique du rappel libre sont étroitement liées. Les individus qui ont une plus forte tendance à rappeler consécutivement des éléments qui ont partagé des positions proches dans la liste (les participants montrant un effet de contiguïté temporelle plus fort) ont en effet tendance à rappeler plus d'éléments dans l'ensemble (Healey et al., 2019). De façon importante pour notre propos, les individus avec des capacités de mémoire de travail élevées ont tendance à montrer un effet de contiguïté plus fort durant leur rappel (par rapport aux individus avec des capacités de mémoire de travail moins importantes). Selon certains auteurs, cette différence pourrait expliquer (au moins en partie) pourquoi les individus avec de bonnes capacités de mémoire de travail tendent à surpasser ceux avec des capacités plus faibles dans les tâches de rappel libre. Ils seraient plus à même de récupérer les informations contextuelles-temporelles liées aux items et d'utiliser ces informations pour récupérer les items suivants, conduisant à un rappel plus structuré et plus complet (Spillers & Unsworth, 2011).

Une étude récente de Diamond et Levine (2020) suggère que ces principes s'appliquent également au rappel d'événements de la vie réelle. Ces auteurs ont analysé le rappel libre de participants ayant réalisé une visite immersive dans un musée. Ils se sont concentrés sur les « détails internes » rappelés : les éléments rappelés étant épisodiques, spécifiques dans le temps et l'espace et à l'événement décrit (p. ex. : « je suis allé dans la boutique de cadeaux », « j'ai regardé les portraits d'Andy Warhol »). Ils ont observé la même dynamique de rappel que dans les études précédentes utilisant des paradigmes de rappel de listes de mots : une forte contiguïté et un respect plus important de la chronologie. En outre, l'ampleur de ces effets a été quantifiée pour chaque

¹⁰ Pour un article théorique mettant ces modèles en lien avec la théorie de la segmentation, voir DuBrow et al. (2017).

individu et était positivement associée au nombre de détails internes rappelés. Ces résultats suggèrent que les principes des « *context-retrieval models* » peuvent être transférés au rappel libre d'épisodes de vie réelle (voir également Stawarczyk et D'Argembeau, 2019, pour des effets semblables lors du rappel de pensées au cours des événements de vie réelle).

d. Mémoire de travail, mémoire épisodique et imagerie mentale

Le rôle de la mémoire de travail en mémoire épisodique est également soutenu par ses liens étroits avec certains systèmes cognitifs qui sont impliqués dans la remémoration de notre passé personnel. Parmi ceux-ci, l'imagerie mentale visuelle. Comme nous l'avons déjà évoqué dans le premier chapitre de cette introduction théorique, selon de nombreux modèles de la mémoire à long terme, l'imagerie visuelle est un élément central de la mémoire autobiographique et épisodique (Brewer, 1988; Brewer & Pani, 1996; M. A. Conway, 2009; M. A. Conway & Pleydell-Pearce, 2000; Greenberg & Knowlton, 2014; Rubin, 2005, 2006). Cette affirmation a été largement étayée par des données empiriques issues d'études comportementales, neuropsychologiques et de neuro-imagerie.

En utilisant une approche fondée sur les différences individuelles, il a été démontré que les bons « imageurs » (c.-à-d. les personnes qui déclarent un niveau élevé de vivacité de l'imagerie visuelle) ont tendance à récupérer des souvenirs autobiographiques plus détaillés (le plus souvent sous forme d'images visuelles ; Vannucci et al., 2016) et à se rappeler des souvenirs avec plus de détails sensoriels et une représentation plus claire de l'information temporelle (D'Argembeau & Van Der Linden, 2006). Les bons imageurs font également preuve d'une mémoire plus précise pour les images vues précédemment (Marks, 1973, 1973). D'autres études ont montré de manière cohérente que le fait de réduire expérimentalement la possibilité d'utiliser l'imagerie mentale pendant la récupération entraîne une diminution du niveau de détail de la remémoration (p. ex. : une altération de la capacité à former des détails spécifiques à un événement lors de l'imagination d'un scénario autobiographique ; Sheldon et al., 2017). Par ailleurs, un large corpus d'études de neuro-imagerie a montré des recouvrements importants entre les régions cérébrales impliquées dans l'imagerie mentale visuelle et la récupération de souvenirs autobiographiques (pour une revue, voir Svoboda et al., 2006). Enfin, plusieurs études neuropsychologiques ont révélé l'existence de déficits de la mémoire épisodique et autobiographique chez des patients présentant des lésions dans les zones cérébrales impliquées dans le traitement de l'information visuelle (M. A. Conway & Fthenaki, 2000; Gardini et al., 2011; Greenberg & Rubin, 2003).

L'existence de liens entre l'imagerie mentale visuelle et la mémoire autobiographique et épisodique est bien établie. Au-delà de ce lien global, il a été suggéré que l'imagerie mentale visuelle est impliquée dans la reproduction mentale d'événements dynamiques et temporellement étendus. Selon certains points de vue, la simulation épisodique peut être considérée comme un mécanisme générant des représentations d'événements (c.-à-d. des représentations mentales avec une structure spatio-temporelle) enrichies par l'imagerie mentale (Mahr, 2020). L'imagerie mentale serait à la base de la génération de l'aspect quasi-perceptif de la mémoire épisodique (et, plus largement, de la simulation épisodique ; Greenberg & Knowlton, 2014; D. C. Rubin & Umanath, 2015; Sheldon et al., 2019; Sheldon & Levine, 2016). En d'autres termes, elle fournirait

son contenu expérientiel à la simulation épisodique (D'Argembeau, 2020). L'imagerie mentale est censée fournir son contenu pictural aux simulations par le biais d'une recombinaison d'informations stockées en mémoire épisodique (Addis, 2020; Pearson, 2019).

Pour certains auteurs, les informations visuelles récupérées et reconstruites depuis la mémoire à long-terme deviennent consciemment accessibles en étant représentées dans un format de mémoire de travail similaire à celui utilisé pour représenter de nouvelles informations perceptives (Fukuda & Woodman, 2017). Dans le même ordre d'idée, il a été suggéré que l'imagerie mentale pourrait être définie comme l'apparition en mémoire de travail d'informations sensorielles stockées en mémoire à long-terme (Helme-Guizon, 1997; Santarpià et al., 2008). La simulation épisodique pourrait dès lors être impactée par la capacité limitée de la mémoire de travail.

De façon plus générale, un ensemble conséquent de recherches soutient l'existence de recouvrements importants entre l'imagerie mentale visuelle et la mémoire de travail visuelle. Ces deux systèmes sont en effet conceptuellement similaires, ils impliquent tous deux le maintien actif et la manipulation d'informations visuelles (Brockmole, 2009; Tong, 2013) et s'appuient sur le même format représentationnel (Borst et al., 2012). Ce point de vue est, entre autres, soutenu par des recherches montrant une activité dans des régions cérébrales similaires lors de tâches de mémoire de travail visuelle et d'imagerie mentale visuelle (Brady et al., 2024; Pearson, 2019). De plus, des travaux ont mis en lumière des points communs au niveau des représentations neuronales pour les images visuelles auto-générées et les informations maintenues en mémoire de travail visuelle (Albers et al., 2013). Au niveau comportemental, plusieurs études ont rapporté une association positive entre les différences inter-individuelles de mémoire de travail visuelle et la vivacité de l'imagerie mentale visuelle (Keogh & Pearson, 2011, 2014). Il a également été montré que la réalisation d'une tâche perturbant l'imagerie mentale visuelle pendant l'intervalle de rétention réduisait la capacité de la mémoire de travail visuelle (Baddeley & Andrade, 2000; Keogh & Pearson, 2011, 2014). Enfin, dans les tâches de mémoire de travail visuelle et d'imagerie mentale visuelle, le niveau de difficulté subjective et la précision de la détection des changements sont influencés par des facteurs similaires tels que le nombre d'items (Ceja & Franconeri, 2023; Keogh & Pearson, 2017). Il a été suggéré que les personnes ayant de bonnes capacités d'imagerie mentale (les personnes produisant des images mentales vivaces) ont tendance à les utiliser pour maintenir l'information en mémoire de travail visuelle (à maintenir l'information sous un format « perception-like » ; Keogh & Pearson, 2011, 2014; Pearson, 2019).

e. La mémoire de travail et la construction de modèles mentaux

Même des organismes unicellulaires simples, tels que les bactéries, conservent un modèle primitif de l'intensité des signaux chimiques afin de déterminer un gradient qui les guidera vers la nourriture (Gunderson & Gunderson, 2009). Comme nous l'avons vu dans le chapitre III, section IV (partie sur les modèles d'événements), en tant qu'êtres humains, nous maintenons des modèles complexes de l'état actuel du monde et de la situation en cours, ce qui nous permet à la fois de raisonner et d'agir pour atteindre nos objectifs. Ces modèles mentaux pourraient être les

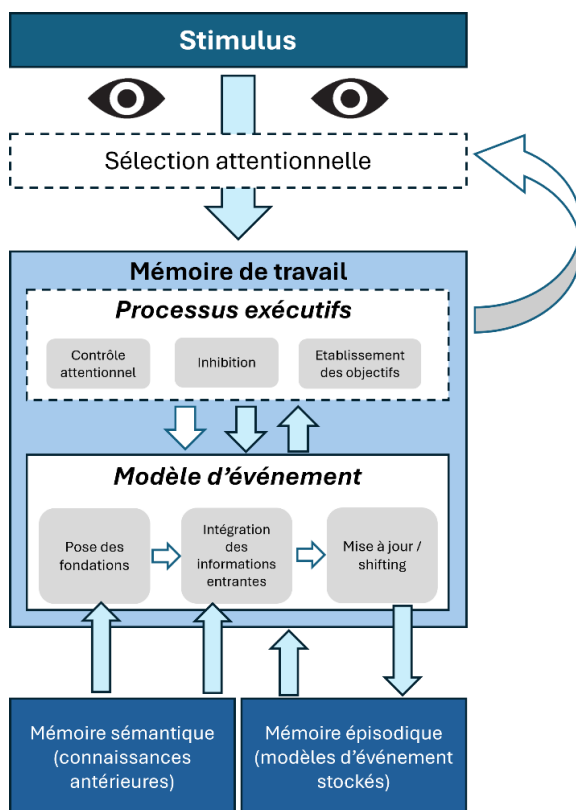
précurseurs des unités d'expérience représentant les événements passés en mémoire épisodique. De façon intéressante pour la question qui nous occupe, outre la théorie de la segmentation, d'autres cadres conceptuels suggèrent que ces modèles d'événement seraient construits en mémoire de travail pendant la perception.

1. Dans le contexte de la compréhension des récits

L'idée que la mémoire de travail permettrait la construction de modèles mentaux de la situation en cours qui seraient utilisés pour guider la perception et le comportement puis transférés en mémoire à long terme occupe une place importante dans les théories de la compréhension des récits. Une théorie majeure dans ce domaine est le modèle de « la Perception des Scènes et de la Compréhension des Événements » (*The Scene Perception and Event Comprehension Theory* ; SPECT ; Figure 9 ; Loschky et al., 2020).

Figure 9

Représentation simplifiée du modèle SPECT



Note. Adapté de Loschky et al. (2020). Les flèches colorées reflètent un transfert d'informations. Les flèches blanches correspondent à un processus de contrôle.

La SPECT s'intéresse principalement à la compréhension des récits visuels (films, bandes dessinées, etc.). De façon simplifiée, selon ce modèle, les informations sensorielles sont extraites des stimuli lors des fixations oculaires, en partie par le biais de processus attentionnel (notamment la sélection attentionnelle). Ces processus sont influencés à la fois par des facteurs « *top-down* » (p. ex. : la recherche d'informations spécifiques) et par des facteurs « *bottom-up* » (p. ex. : les caractéristiques visuelles, les mouvements, les changements, la luminosité ...). Ces informations sont accumulées et maintenues en mémoire de travail au sein d'un modèle d'événement représentant la situation actuelle et permettant d'acquérir une compréhension du récit. Les modèles d'événement contiennent des informations sur les entités présentes dans l'événement (personnes, animaux, objets, etc.), les propriétés de ces entités (couleurs, tailles, émotions, objectifs, etc.), les informations relationnelles (spatiales, temporelles, causales, de possession, de parenté, sociales, etc.), le moment et le lieu où les événements se déroulent (le cadre spatio-temporel), les actions des agents, les événements involontaires qui se produisent (p. ex. : les phénomènes naturels). Les modèles d'événement sont composés de schémas mentaux (construits sur base de connaissances antérieures et des premières informations extraites comme le cadre spatiotemporel, les agents et leurs actions) sur lesquels viennent se « greffer » les informations sensorielles extraites au cours du temps par les processus attentionnels. Les modèles d'événements deviennent progressivement de plus en plus élaborés à mesure que le nombre d'informations extraites augmente. Lorsque le processus de « *mapping* » de l'information entrante devient impossible (car ces informations ne sont plus cohérentes avec le modèle d'événement), le spectateur passe à la création d'un nouveau modèle d'événement et le précédent est transféré en mémoire épisodique. La détection de ces incohérences nécessiterait de suivre l'évolution de l'histoire dans le temps et l'espace, au niveau des entités, de la causalité et des objectifs des personnages. Cette capacité serait limitée par les ressources attentionnelles, exécutives et de mémoire de travail.

L'idée que les modèles d'événement sont construits en mémoire de travail et transférés en mémoire à long terme lorsque des points de segmentation sont perçus ressort de plusieurs types de travaux. Premièrement, ceux ayant mis en évidence que les informations contenues dans un récit deviennent moins accessibles (ce qui se reflète au niveau des temps de réponse, de la performance à des tâches de reconnaissance ou encore au niveau de la vitesse de lecture) juste après un changement au niveau de la narration (p. ex. : un changement spatial ou temporel ; Gernsbacher, 1985; Morrow et al., 1989; Speer & Zacks, 2005; Zwaan, 1996). D'autres études ont mis en évidence des effets similaires avec des extraits de films commerciaux, préalablement testés pour repérer les moments perçus comme des points de segmentation. Les performances à une tâche de reconnaissance basée sur des objets perçus 5 secondes plus tôt étaient moins bonnes lorsqu'un point de segmentation séparait la perception de l'objet et la tâche de reconnaissance (Swallow et al., 2009, 2011). Finalement, plusieurs travaux ont révélé que les individus sont plus lents et moins précis pour identifier des objets récemment rencontrés après être passés d'une pièce à une autre. L'effet se produit tant en réalité virtuelle que dans des pièces réelles, et ne semble pas dépendre fortement de stratégies spécifiques à la tâche. Cet effet persiste même après avoir pris en compte le temps écoulé, la distance parcourue, et la visibilité. De plus, il ne semble pas

s'expliquer simplement par une différence entre les contextes d'encodage et de récupération, car revenir dans la pièce d'encodage après avoir traversé une porte ne restaure pas la mémoire (Radvansky et al., 2011; Radvansky & Copeland, 2006).

Pris ensemble, ces résultats conduisent à la conclusion que les informations précédant un point de segmentation sont « expulsées » de la mémoire de travail et transférées en mémoire à long-terme lorsqu'un point de segmentation est perçu (Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017).

2. Dans le contexte de l'expérience consciente

Selon certains auteurs, le « présent subjectif » durerait environ 3 secondes (Pöppel, 1997; Wittmann, 2016). D'après cette littérature, notre expérience du présent n'est pas un instant unique et fugace mais plutôt un intervalle temporel étendu (c.-à-d. une fenêtre temporelle coulissante) dans lequel des stimuli successifs sont intégrés et unifiés pour créer une expérience cohérente du présent. Cette fenêtre temporelle nous permet d'expérimenter le flux des événements dans le temps, notamment la sensation de mouvement et de changement. Elle est essentielle pour des tâches telles que la compréhension de la parole, l'appréciation de la musique et la coordination motrice où de multiples éléments doivent être perçus comme faisant partie d'une expérience unique et unifiée (Wittmann, 2016). Au-delà de ce présent subjectif de 3 secondes, un horizon temporel plus long de l'expérience pourrait être créé en maintenant et en intégrant des unités successives de « présent » en mémoire de travail (Fairhall et al., 2014; Montemayor & Wittmann, 2014).

Par ailleurs, certains auteurs considèrent que le présent subjectif ne doit pas être défini en termes de durée (environ 3 secondes) mais plutôt comme une structure d'informations thématiquement connectées (White, 2021). Néanmoins, ces structures d'informations thématiquement connectées sont supposées être maintenues en mémoire de travail et montrent un chevauchement conceptuel substantiel avec la notion de modèle d'événement, ce qui correspond à l'idée que les humains donnent un sens au flux sensoriel à l'aide de modèles mentaux maintenus en mémoire de travail. D'autres auteurs ont également soutenu l'idée qu'un modèle de l'état actuel du monde (« *Current World State* ») serait continuellement maintenu en mémoire de travail. Ces modèles comprendraient à la fois des informations par rapport au monde extérieur (p. ex. : la localisation de différents objets dans l'environnement) et intérieur (les objectifs, plans, intentions et attentes actuelles ; Gunderson & Gunderson, 2009¹¹).

¹¹ Pour un article théorique sur le rôle de la mémoire de travail dans la construction de l'expérience consciente, voir également Marchetti, (2014).

Section VI. Le rôle de la mémoire de travail dans la compression temporelle des souvenirs épisodiques

Bien que la contribution de la mémoire de travail dans divers aspects de la mémoire à long terme, et, plus particulièrement, de la mémoire épisodique ait été largement étudiée, ses liens avec la manière dont nous nous remémorons le déroulement d'événements complexes et étendus dans le temps a reçu beaucoup moins d'attention. La littérature abordée tout au long de cette introduction théorique laisse toutefois penser que la mémoire de travail pourrait jouer un rôle central dans notre capacité à revivre mentalement des épisodes de notre passé personnel. Plus précisément, elle pourrait déterminer la résolution temporelle avec laquelle ces derniers sont représentés en mémoire.

Comme nous l'avons vu dans le premier chapitre de cette introduction, la mémoire épisodique nous permet de revivre mentalement nos expériences passées. Cependant, les souvenirs épisodiques ne sont pas des répliques exactes des événements vécus, mais plutôt des représentations résumées de ces derniers (M. A. Conway, 2009). Comme nous l'avons abordé dans le chapitre II, selon le modèle de Jeunehomme et D'Argembeau, le déroulement des événements vécus serait représenté en mémoire sous la forme d'une suite d'unités d'expérience — représentant chacune un moment de l'expérience passée. Ces unités correspondraient aux unités porteuses de sens (c.-à-d. les événements et sous-événements) identifiées durant la perception. Ces unités seraient séparées par des discontinuités temporelles (des moments de l'événement passé non représentés en mémoire). En raison de ces discontinuités, le temps pris pour revivre mentalement des expériences passées est généralement inférieur à la durée réelle des événements remémorés. C'est ainsi que nos souvenirs sont temporellement comprimés. Les discontinuités temporelles, et donc la compression temporelle, pourraient résulter d'au moins deux facteurs. Premièrement, du fait que certains sous-événements ne sont pas rappelés. Par exemple, si j'essaie de me souvenir de mon petit-déjeuner de ce matin, je peux me voir prendre une tasse dans le placard et, immédiatement après, y verser du café. Les différentes choses qui se sont passées entre ces deux sous-événements sont omises dans ma représentation mnésique. Ce type de discontinuité dépend du nombre d'unités d'expérience rappelées. Deuxièmement, certains sous-événements rappelés peuvent être rejoués mentalement de façon partielle. Prenons le moment « verser le café », ce sous-événement aurait pu, en réalité, durer 6 secondes, mais je pourrais ne revivre mentalement que 2 de ces 6 secondes (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). La mémoire de travail pourrait influencer à la fois le nombre et la durée des unités d'expérience composant les souvenirs, jouant ainsi un rôle non négligeable dans le phénomène de compression temporelle en mémoire épisodique.

Comme abordé dans le chapitre III, selon la théorie de la segmentation des événements, nous segmentons constamment le flux continu de l'expérience en unités porteuses de sens. Ces événements sont délimités temporellement par la perception des points de segmentation (c.-à-d. la sensation subjective qu'un événement se termine et qu'un autre commence ; Kurby & Zacks, 2008) déclenchée par des changements significatifs dans les caractéristiques physiques ou

conceptuelles de la situation (p. ex. : changer d'objectif ou sortir d'un bâtiment). Entre les points de segmentation, la mémoire de travail pourrait permettre la construction et le maintien d'un modèle mental de la situation en cours (c.-à-d. un modèle d'événement) tout en traitant continuellement les informations entrantes. Toujours selon cette théorie, lorsqu'un point de segmentation est perçu, le modèle d'événement jusqu'alors maintenu en mémoire de travail est mis à jour et intégré dans la représentation en mémoire épisodique de la séquence d'événement en cours (une unité d'expérience est créée sur base du contenu de la mémoire de travail ; Bird, 2020; D'Argembeau, 2020; Loschky et al., 2020).

Suivant la logique de ce cadre théorique, la quantité d'unités d'expérience formées pour représenter les événements en mémoire dépend de l'habileté à segmenter (la capacité à identifier des points de segmentation à des moments pertinents d'un événement, permettant un meilleur rappel de son déroulement : voir chapitre III « la segmentation des événements »). Or, des études antérieures ont montré que cette habileté varie entre les individus et qu'elle est positivement associée aux capacités de mémoire de travail (Bailey et al., 2013; Sargent et al., 2013) et négativement associée à la vitesse d'oubli en mémoire de travail (Jafarpour et al., 2022). En outre, de par sa capacité limitée et son rôle dans la construction des modèles d'événements (c.-à-d. des modèles mentaux représentant la situation en cours, tant au niveau des aspects conceptuels que perceptuels), la mémoire de travail pourrait également impacter la durée des unités d'expérience. Cette durée pourrait dépendre de la quantité d'informations qui peut être conservé en mémoire de travail entre chaque mise à jour du modèle d'événement, ou, en d'autres mots, entre chaque point de segmentation. Lors de la perception d'un point de segmentation, la partie de l'événement qui n'est plus maintenue en mémoire de travail (car les capacités de cette dernière ont été excédées) ne serait donc pas encodée en mémoire épisodique. La proportion de l'événement représenté en mémoire sous la forme d'unités d'expérience dépendrait de l'adéquation entre la durée des moments d'expérience délimités par des points de segmentation et la durée correspondant à la quantité d'informations pouvant être maintenue en mémoire de travail entre deux mises à jour.

En résumé, bien que cela reste essentiellement théorique, le nombre et la durée des unités d'expérience formées pour représenter les événements en mémoire épisodique pourraient donc varier entre les individus en fonction de leurs capacités de mémoire de travail et, pour un même individu, en fonction des ressources de mémoire de travail disponibles à un moment donné ou en fonction de la structure temporelle des événements à mémoriser (cette dernière pourrait moduler la quantité de ressources de mémoire de travail nécessaire à l'encodage). À travers ce travail de thèse, nous avons investigué cette question par le biais de cinq études comportementales. Dans ces différentes études, nous avons évalué la compression temporelle avec laquelle les individus se remémorent les événements à l'aide de vidéos montrant des personnes en train de réaliser des activités de la vie quotidienne. Dans le chapitre suivant, nous allons aborder les raisons pour lesquels notre choix s'est porté sur ce type de stimuli.

Chapitre V. Des stimuli vidéo pour étudier la structure temporelle des souvenirs

Il existe plusieurs traditions de recherche dans le domaine de la mémoire épisodique. Intéressons-nous d'abord à deux d'entre elles : les études de laboratoire (dans lesquelles du matériel devant être encodé et rappelé est présenté aux participants) et l'approche autobiographique (dans laquelle les événements qui doivent être rappelés sont issus de la vie du participant ; McDermott et al., 2009). Pendant longtemps, la majorité des études comportementales et de neuroimagerie concernant la mémoire épisodique ont utilisé des stimuli encodés en laboratoire, tel que des mots ou des images (Chow & Rissman, 2017). Bien que ces stimuli permettent aux chercheurs d'avoir un contrôle expérimental étroit sur les caractéristiques perceptives et le temps d'exposition, ils ne reflètent pas la richesse des expériences de vie réelles (Chow & Rissman, 2017¹²). D'autre part, des chercheurs ont développé différentes techniques pour étudier la récupération d'événements en mémoire autobiographique. Les études dans cette tradition autobiographique sacrifient en quelque sorte le contrôle expérimental au profit de la validité écologique (McDermott et al., 2009).

De nombreux auteurs pointent le manque de validité écologique des résultats obtenus via les protocoles d'études de la mémoire épisodique dits « de laboratoire ». Un point de vue appuyé par différents travaux de neuroimagerie montrant de grandes différences (et peu de recouvrements) au niveau des substrats neuronaux sous-tendant les tâches de rappel concernant des souvenirs « autobiographiques » et « de laboratoire » (p. ex. : Monge et al., 2018 ; pour une méta-analyse, voir McDermott et al., 2009). Les paradigmes autobiographiques ont cependant leurs limites. Parmi celles-ci, nous pouvons notamment citer la difficulté de vérifier la véracité des souvenirs rapportés et le peu de contrôle sur l'ancienneté et le contenu des souvenirs récupérés (Cabeza & St Jacques, 2007).

Récemment, un nombre croissant de chercheurs se sont mis à utiliser des petites caméras portatives filmant ou prenant des photos à la première personne de manière rapide et continue des événements de vie réelle (p. ex. : Chow et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Misra et al., 2018; St. Jacques & Schacter, 2013). Les progrès technologiques des dernières années ont facilité le développement de paradigmes utilisant ce type de dispositifs (Chow & Rissman, 2017). L'utilisation, dans le cadre de tâches de mémoire autobiographique, d'images ou de vidéos récoltées avec ce type d'appareils permet de pallier certains défauts couramment attribués aux paradigmes autobiographiques classiques. Notamment, cela rend possible la vérification de la

¹²Un questionnement analogue est également présent au sein de littérature sur la mémoire de travail. Pour plus de détails à ce sujet, voir Draschkow et al. (2021), Fanuel et al. (2020), J. Williams & Störmer (2021).

véracité des souvenirs rapportés et l'évaluation d'un certain nombre de caractéristiques des événements rappelés (durée, changements d'environnement, personnes présentes, etc.).

Ces différentes méthodes, ayant chacune leurs avantages et inconvénients, ont permis d'acquérir de précieuses connaissances relatives au fonctionnement de la mémoire épisodique. Cependant, aucune d'elles n'était adéquate pour investiguer la question qui nous intéresse. En effet, la compression temporelle en mémoire épisodique des événements de la vie réelle est intrinsèquement liée au caractère continu et dynamique de leur perception. Cette caractéristique rend difficile voire impossible son étude par le biais de stimuli de laboratoire discrets et non-dynamiques (mots, formes, images). Utiliser des stimuli dynamiques tels que des séquences d'animation règle ce problème, mais le niveau de complexité des informations perceptives et conceptuelles véhiculées par ces stimuli est éloigné de celui des activités de la vie réelle (Chow & Rissman, 2017). Les protocoles « autobiographiques » classiques sont également exclus car ils ne permettent pas l'obtention de mesures précises de la durée des événements mémorisés, mesure étant capitale pour l'évaluation de la compression temporelle. Les paradigmes utilisant des caméras portatives sont d'un intérêt particulier. Ils permettent d'amener les sujets à vivre et à se remémorer des activités proches de celles typiquement vécues dans la vie de tous les jours et ce tout en gardant un certain contrôle sur les caractéristiques des événements vécus. Néanmoins, il est plus difficile de faire varier expérimentalement (et de façon précise) la quantité de points de segmentation compris dans les événements de vie réelle afin d'en évaluer l'impact sur leur compression temporelle.

L'utilisation de vidéos montrant des personnes en train de réaliser des activités de la vie quotidienne peut être un outil précieux pour étudier la mémoire épisodique, nous avons pu notamment le constater en nous intéressant aux travaux portant sur l'influence de la segmentation des événements sur leur représentation en mémoire épisodique (voir p. ex.: Bird, 2020). Les vidéos, comme les autres stimuli de type récit, constituent des stimuli dynamiques, dont le niveau de complexité est incontestablement plus proche des activités de la vie quotidienne que celui des stimuli classiques utilisés dans les tâches de mémoire. Les stimuli de ce type permettent donc des gains importants en matière de validité écologique (Jääskeläinen et al., 2021; Lee et al., 2020; Sonkusare et al., 2019). Leur utilisation croissante par les chercheurs durant ces dernières années a permis de nombreuses avancées dans la compréhension du fonctionnement de différents aspects de la cognition dans des conditions naturelles (Jääskeläinen et al., 2021; Sonkusare et al., 2019).

L'utilisation de vidéos permet également un contrôle rigoureux de la durée des activités visionnées et mémorisées par les personnes. De plus, ce type de matériel garantit que tous les participants sont exposés aux mêmes événements, ce qui est particulièrement crucial pour les études portant sur les différences interindividuelles. Finalement, des vidéos de ce type ayant largement été utilisées lors d'études sur la segmentation des événements, il est donc aisé d'obtenir des films associés à des données d'études précédentes permettant de diviser ces derniers en segments qui contiennent beaucoup ou peu de points de segmentation.

Partie expérimentale

Objectifs et hypothèses

Comme nous l'avons vu dans la partie théorique de cette thèse, nous nous remémorons les épisodes de notre passé sous la forme d'une suite d'unités d'expérience — représentant chacune un moment de l'expérience passée— qui sont séparées par des discontinuités temporelles (des moments non remémorés). En raison de ces discontinuités, le temps pris pour rejouer mentalement des événements antérieurs est généralement inférieur à leur durée réelle (c.-à-d. au temps qu'ils ont duré quand nous en avons fait l'expérience). Ce phénomène est connu sous le nom de compression temporelle des événements en mémoire épisodique (D'Argembeau et al., 2022; Jeunehomme et al., 2018). De façon intéressante, le taux de compression n'est pas fixe : certains événements sont remémorés avec une durée proche de la réalité, tandis que d'autres sont remémorés beaucoup plus rapidement. Plusieurs travaux récents se sont intéressés aux facteurs qui déterminent ces variations (p. ex. : Bonasia et al., 2016; Jeunehomme et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019; Y. Wang & Gennari, 2019). Sur base de ces recherches, Jeunehomme et D'Argembeau ont proposé un modèle selon lequel la compression temporelle des événements dépend en grande partie de deux éléments : le nombre et la durée des unités d'expérience représentant leur déroulement en mémoire (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). Selon ce modèle, les unités d'expérience composant les souvenirs épisodiques correspondent aux différentes unités porteuses de sens identifiées durant la perception via des processus de segmentation. Cette idée a été soutenue par une série d'études montrant une association positive entre le nombre de sous-événements identifiés par les individus lors d'une activité et le nombre d'unités d'expérience mentionnées lors du rappel de cette activité (p. ex.: Folville et al., 2020 ; Jeunehomme et al., 2020).

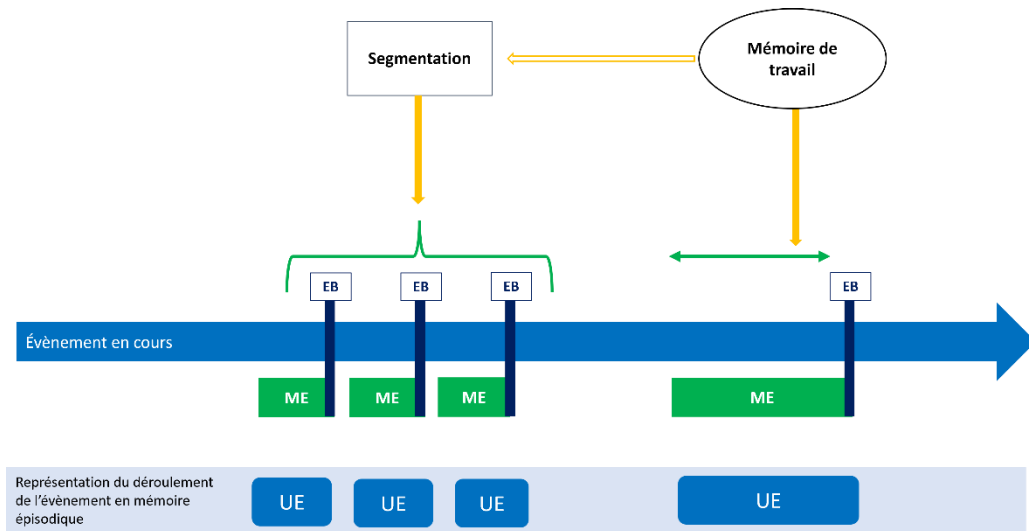
Cependant, les mécanismes cognitifs déterminant le nombre et la durée des unités d'expérience restent mal compris. Dans ce travail de thèse, notre objectif principal est de mieux comprendre les processus cognitifs à l'origine de la construction et de la remémoration des souvenirs épisodiques. Plus particulièrement, nous avons étudié l'implication de la mémoire de travail dans ce phénomène de compression temporelle des événements en mémoire épisodique.

Selon la littérature sur la cognition des événements, nous maintenons continuellement en mémoire de travail un modèle mental de « ce qui se passe maintenant » (un modèle d'événement : Kurby & Zacks, 2008; Richmond & Zacks, 2017). Chaque fois qu'un point de segmentation est perçu, ce modèle d'événement est mis à jour et transféré en mémoire épisodique sous la forme d'une unité d'expérience. Dès lors, la mémoire de travail pourrait influencer la structure temporelle des souvenirs épisodiques d'au moins deux façons. Premièrement, elle pourrait jouer un rôle dans le processus de segmentation, c'est-à-dire dans l'identification des points de segmentation, déterminant ainsi le nombre d'unités d'expérience créées pour un événement donné. Deuxièmement, la mémoire de travail pourrait influencer la durée des unités d'expérience en déterminant la quantité d'informations pouvant être retenues et intégrées en tant qu'unité unique entre les mises à jour du modèle d'événement (Figure 10). L'objectif global de

notre travail de thèse est de tester cette hypothèse à l'aide de trois approches complémentaires : une approche centrée sur les différences interindividuelles, un paradigme de double tâche et, pour finir, une approche manipulant la structure temporelle des événements qui doivent être maintenus en mémoire de travail.

Figure 10

Représentation graphique de nos hypothèses principales concernant le rôle de la mémoire de travail dans le phénomène de compression temporelle en mémoire épisodique



Note. Influence hypothétique de la mémoire de travail sur la structure temporelle des souvenirs. La mémoire de travail pourrait moduler la manière dont nous segmentons les événements et, de ce fait, influencer le nombre d'unités d'expérience formées pour représenter leur déroulement en mémoire épisodique (partie gauche de la figure). Par ailleurs, en délimitant la quantité d'informations qui peut être maintenue au sein d'un même modèle d'évènement, la mémoire de travail pourrait déterminer la durée de ces unités d'expérience (partie droite de la figure). Ces deux facteurs (le nombre et la durée des unités d'expérience) détermineraient à leur tour la proportion du déroulement de l'évènement représenté en mémoire épisodique et donc sa compression temporelle. EB : Event Boundary, ME : Modèle d'Évènement, UE : Unité d'Expérience.

Dans la première étude de cette thèse (**étude 1**), nous avons examiné le rôle de la mémoire de travail dans la compression temporelle des souvenirs épisodiques grâce à une approche centrée sur les différences interindividuelles. Pour ce faire, nous avons demandé à nos participants de réaliser une batterie de tâches évaluant leurs capacités de mémoire de travail. Ensuite, ils devaient visualiser puis se remémorer mentalement et par écrit une série de vidéos montrant des personnes en train de réaliser des activités de la vie quotidienne. Ces vidéos contenaient soit beaucoup (EB+), soit peu (EB-), de points de segmentation. Nous avons quantifié la compression temporelle avec laquelle les participants se remémoraient ces événements ainsi

que le nombre et la durée des unités d'expérience composant leurs souvenirs. Notre objectif principal était d'évaluer dans quelle mesure les capacités de mémoire de travail des individus permettent de prédire la compression temporelle avec laquelle ils se remémorent des événements de la vie quotidienne. Nous avons fait l'hypothèse que les personnes avec des capacités de mémoire de travail élevées auraient des souvenirs moins comprimés car elles se remémorent des unités d'expérience plus longues et plus nombreuses. En outre, comme l'habilité dépend de la mémoire de travail, nous nous attendions à ce que la relation entre les capacités de mémoire de travail et la compression temporelle soit plus marquée pour les événements contenant de nombreux points de segmentation. Notre second objectif était de répliquer les résultats d'études précédentes ayant mis en évidence que le nombre de points de segmentation au sein d'un événement est positivement associé au nombre d'unités d'expérience remémorées et négativement associé à sa compression temporelle en mémoire (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020).

Dans la seconde étude (**étude 2**), nous nous sommes intéressés plus particulièrement au rôle de la mémoire de travail dans la construction des souvenirs d'événement de la vie quotidienne. Notre objectif était d'évaluer comment la mémoire de travail et la segmentation des événements déterminent conjointement la structure temporelle des souvenirs. Pour examiner cette question, nous avons demandé à nos participants de regarder une série de clips vidéo de 1 minute montrant des personnes engagées dans des activités quotidiennes, avec une densité de points de segmentation soit basse (EB-), soit élevée (EB+) (comme dans la première étude). Pour la moitié des essais, les participants devaient réaliser une tâche concurrente pendant le visionnage (compter à rebours par 3), mobilisant ainsi leurs ressources de mémoire de travail. Après chaque vidéo, les participants devaient se remémorer leur déroulement, d'abord mentalement puis par écrit. Comme dans notre étude précédente, nous nous attendions à ce que plus d'unités d'expérience soient remémorées pour les événements EB+, les rendant ainsi moins comprimés que les EB-. Nous avons également formulé l'hypothèse que la réduction des ressources de mémoire de travail induite par la tâche concurrente entraînerait une diminution du nombre et de la durée des unités d'expérience encodées pour représenter les événements en mémoire. Nous nous attendions donc à ce que les événements soient plus comprimés lorsqu'une tâche concurrente était réalisée pendant leur perception. Enfin, dans la mesure où la capacité à identifier les points de segmentation dépend de la mémoire de travail, nous nous attendions à ce que l'effet de la tâche concurrente sur le nombre d'unités d'expérience encodées soit plus marqué pour les vidéos EB+ que pour les vidéos EB-.

Nous nous sommes ensuite intéressés plus en détail aux mécanismes cognitifs à l'origine de la construction des modèles d'événements en mémoire de travail. Dans un premier temps, nous avons examiné dans quelle mesure les discontinuités temporelles au sein des souvenirs pourraient résulter d'une capacité limitée de la mémoire de travail à représenter des événements continus (sans points de segmentation). En d'autres termes, nous voulions déterminer si les événements continus commencent à être représentés en mémoire de travail de façon partielle lorsqu'ils dépassent une certaine durée. Certains travaux sur la cognition temporelle et sur la mémoire suggèrent que cette durée pourrait être située aux alentours de 10 secondes (Jenerson & Squire, 2012; Wittmann, 2016). Afin d'investiguer cette question (**étude 3**), nous avons demandé

à des participants de visionner puis de se remémorer mentalement une série de vidéos montrant des personnes en train de réaliser des activités continues sans interruption (p. ex. : tourner un cric). Ces vidéos duraient 3, 6, 9, 12 ou 15 secondes. Nous avons émis l'hypothèse que les événements courts (3 et 6 secondes) seraient remémorés avec une durée proche de la réalité, tandis que les événements longs (12 et 15 secondes) seraient remémorés avec une durée plus courte que leur durée réelle (indiquant une compression temporelle), ce qui reflèterait le fait que la capacité de la mémoire de travail pour ces événements continus a été dépassée. En d'autres termes, nous nous attendions à ce que la durée de remémoration augmente de façon non linéaire avec la durée des événements.

Par la suite, nous nous sommes intéressés aux mécanismes qui impliquent la construction des modèles d'événements incluant plusieurs sous-événements (**étude 4**). En effet, la plupart du temps, les événements ne sont pas perçus de façon isolée mais font partie de séquences. Il est probable qu'au-delà de leur durée, le nombre d'événements qui doivent être mémorisés ensemble impacte également la résolution temporelle avec laquelle chacun d'eux est représenté en mémoire. Nous avons investigué cette question en demandant à des participants de visionner puis de se remémorer mentalement des vidéos montrant un, deux ou trois événements continus qui dure chacun 3, 6, 9 ou 12 secondes. Pour chaque essai, nous calculions le temps moyen de remémoration de chaque événement (la durée totale de remémoration divisée par le nombre d'événements dans la vidéo). Nous avons émis l'hypothèse que le déroulement des événements présentés au sein d'une séquence serait « *chunké* » (recodé sous une forme synthétique) afin de permettre la construction d'un modèle d'événement couvrant l'ensemble de la séquence. Nous nous attendions donc à ce que la résolution temporelle avec laquelle les événements continus sont encodés en mémoire diminue avec le nombre d'événements à intégrer, et ce particulièrement pour les événements longs. Nous avons également exploré les relations entre la vivacité de l'imagerie mentale des individus et la résolution temporelle avec laquelle ils se représentent les événements continus en mémoire. Sur base des travaux antérieurs suggérant un important recouvrement entre l'imagerie mentale visuelle et la capacité à maintenir de l'information visuelle en mémoire de travail (Pearson, 2019), nous nous attendions à ce que les effets du nombre et de la durée des événements sur la compression temporelle soient moins marqués chez les individus ayant de bonnes capacités d'imagerie (et à ce que ces derniers montrent des taux de compression globalement plus bas).

Dans les études 3 et 4, le temps pris par les participants pour se remémorer les événements courts était, en moyenne, supérieur à leur durée réelle. Des analyses supplémentaires ont révélé que ce pattern ne pouvait pas s'expliquer par un biais de tendance centrale. Pris ensemble, ces résultats nous ont amené à penser que notre mesure de la durée de remémoration (faire appuyer les participants sur une touche au début et à la fin de leur remémoration) reflétait à la fois la durée du modèle d'événement encodé en mémoire, mais également le temps nécessaire pour initialiser la remémoration (pour accéder et revisualiser mentalement le point de départ de l'événement). Dès lors, il est possible que nous ayons légèrement surestimé la durée des événements pouvant être entièrement maintenus en mémoire de travail.

Dès lors, dans l'**étude 5**, notre objectif était de proposer une nouvelle mesure de la durée de remémoration qui tient compte du temps nécessaire pour initier le « *mental replay* » afin de mieux caractériser l'impact de la durée des événements sur la compression temporelle (et donc d'obtenir des estimations plus précises de la capacité de la mémoire de travail pour les événements continus). À travers deux tâches distinctes, nous avons estimé le temps pris par les participants pour, d'une part, se remémorer le déroulement d'événements continus ayant une durée de 3, 6, 9, 12 ou 15 secondes (même tâche que dans les études précédentes) et, d'autre part, pour initier la remémoration de ces événements. Afin d'obtenir une mesure de la durée de relecture mentale corrigée pour le temps d'initialisation, nous avons, pour chaque durée d'événement, soustrait le temps d'initialisation au temps de remémoration (chez chaque participant). Nous nous attendions à ce que, avec cette mesure corrigée, la compression temporelle émerge plus tôt, c'est-à-dire pour des événements plus courts, que dans les études 3 et 4. Selon certains auteurs, le « présent subjectif » durerait environ 3 secondes, le flux de notre conscience serait composé d'une suite ininterrompue de ces unités perceptuelles de base (de moments « présents » d'environ 3 secondes : voir chapitre IV, section V de la partie introductive ; Pöppel, 1997; Wittmann, 2016). Au-delà de cette période, le maintien de l'information dans le champ de la conscience reposerait sur la mémoire de travail (Fairhall et al., 2014; Montemayor & Wittmann, 2014). Or, dès qu'elle n'est plus rafraîchie, l'information en mémoire de travail se dégrade (Barrouillet et al., 2004). Sur base de ces éléments, nous avons émis l'hypothèse que la durée de remémoration corrigée deviendrait plus courte que la durée réelle de l'événement pour les événements de plus de 3 secondes. De plus, nous nous attendions à ce que la durée de remémoration corrigée augmente avec la durée de l'événement mais de façon non linéaire (p. ex. : que la différence entre la durée réelle de l'événement et la durée de remémoration corrigée soit plus grande pour les vidéos de 12 secondes comparées à celles de 6 secondes), comme c'était le cas pour la durée de remémoration (non-corrigée) dans les études 3 et 4. Dans cette dernière étude nous avons également continué d'explorer les liens entre vivacité de l'imagerie mentale et compression temporelle en évaluant non seulement les différences interindividuelles en terme d'imagerie, mais également en demandant aux participants d'évaluer la clarté et le dynamisme de chacun de leurs souvenirs.

Étude I. The role of working memory capacity in the temporal compression of episodic memories: An individual differences approach

Nathan Leroy, Steve Majerus, and Arnaud D'Argembeau

Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition.

Online First Publication, June 24, 2024. <https://dx.doi.org/10.1037/xlm0001350>.

Abstract

Remembering past events usually takes less time than their actual duration—their unfolding is temporally compressed in episodic memory. The rate of temporal compression (i.e., the ratio of the actual duration of an event to the duration of its remembering) is not constant but varies between individuals and as a function of the structure of events (e.g., how they can be divided into shorter sub-events). However, the cognitive mechanisms underlying these variations remain poorly understood. Given its role in the encoding and retrieval of information in episodic memory, working memory (WM) capacity could be an important determinant of temporal compression rates. We tested this hypothesis in two experiments in which we asked participants to watch and then mentally replay short videos showing people engaged in daily life activities. We showed that temporal compression rates depend on an interplay between WM and the structure of the remembered events: individuals' WM capacity (assessed using complex span tasks) were negatively associated with temporal compression rates, but only when the remembered events contained few event boundaries (i.e., few sub-events). This suggests that the temporal compression of events in episodic memory emerges when some of the sub-events to be retained are too long to be fully represented in WM.

Keywords: Temporal compression, episodic memory, working memory, event segmentation.

Declarations

Authors Note

Nathan Leroy, <https://orcid.org/0000-0003-2211-1345>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Steve Majerus, <https://orcid.org/0000-0002-8206-8097>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Arnaud D'Argembeau, <https://orcid.org/0000-0003-3618-9768>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium.

Nathan Leroy is a doctoral researcher at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium. Arnaud D'Argembeau is a Research Director at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium.

Correspondence concerning this article should be addressed to Nathan Leroy, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Place des Orateurs 1 (B33), 4000 Liège, Belgium. E-mail: nathan.leroy@uliege.be.

Author contributions

Nathan Leroy served as lead for data curation, formal analysis, investigation, visualization, and writing—original draft. Steve Majerus served in a supporting role for supervision and writing—review and editing. Arnaud D'Argembeau served as lead for funding acquisition, supervision, and writing—review and editing and served in a supporting role for writing—original draft. Nathan Leroy, Steve Majerus, and Arnaud D'Argembeau contributed equally to conceptualization and methodology.

Transparency and openness

The design of this study, the analysis plan, and all hypotheses were preregistered on the Open Science Framework (<https://osf.io/jt9ph>). We report how we determined our sample size, all data exclusions, transformations, and all measures. All data, analysis scripts, and research materials are available at <https://osf.io/5xeha>.

Fundings

This work was supported by the University of Liège (Crédit Facultaire 2021).

Declaration of interest

None.

Introduction

Everyday experiences involve a continuous stream of incoming information that unfolds over time. Remembering such experiences typically takes less time than their actual duration in the past: the unfolding of events appears to be temporally compressed in episodic memories (D'Argembeau et al., 2022). The rate of this temporal compression is not constant but varies across events and individuals (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Michelmann et al., 2023). While recent findings have shed light on the characteristics of events that determine their temporal structure and compression in memory (Bird, 2020; Brunec et al., 2018; Clewett et al., 2019; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Zacks, 2020), the cognitive mechanisms underlying individual differences in compression rates remain to be elucidated. A consistent body of research has shown that working memory (WM) capacity plays an important role in the encoding and retrieval of information in episodic memory (Unsworth, 2019). However, most of these studies assessed memory for discrete stimuli (e.g., word lists) that lack the temporal structure of naturalistic events. Other studies suggest that WM capacity is involved in the segmentation and memorization of the continuous stream of sensory information (Jafarpour et al., 2022; Sargent et al., 2013), but its role in the temporal compression of events is unknown. To address this question, the present study aimed to investigate whether individual differences in episodic memory compression rates are related to WM capacity.

The temporal compression of episodic memories

If you try to remember an activity you performed earlier in the day (e.g., making coffee), it will probably take you less time than the actual event duration. This phenomenon has been referred to as the temporal compression of events in episodic memory (D'Argembeau et al., 2022). Evidence for such compression mainly comes from studies that have examined how the unfolding of real-world or naturalistic events is remembered (e.g., Bonasia et al., 2016; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019, 2023; Michelmann et al., 2019). For example, in some studies, participants were asked to mentally replay a series of events they previously experienced during a walk on a university campus. The duration of their mental replay of each event was measured by asking them to press a key at the beginning and end of their remembering. Temporal compression was then quantified by calculating the ratio between the actual event duration (as measured by a wearable camera that participants wore while experiencing the events) and the duration of its mental replay. On average, events were mentally replayed about eight times faster than their actual duration (Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). Interestingly, however, there was substantial variation in compression rates across both individuals and events (i.e., the time needed to remember some events was close to their actual duration, whereas other events were remembered far more quickly). Verbal reports of memory content further showed that participants recalled the unfolding of events as a sequence of moments of past experience—referred to as experience units (e.g., “I left the building”, “then I walked to the bus stop”). Each experience unit was composed of a set of details that characterized a given moment of past experience, such as the people, objects, actions, and mental states involved. Importantly, however, the succession of experience units in memory was not a replica of the continuous flow of past experience but

included discontinuities in the representation of the unfolding of events, as if participants mentally jumped from one moment of experience to another without representing everything that happened in between. Consequently, the rate of temporal compression of an event was negatively related to the density of recalled experience units (i.e., the number of experience units recalled by time unit of the actual event) that represented its unfolding (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020).

Based on these empirical studies, Jeunehomme and D'Argembeau (2020) proposed that the rate of temporal compression of an event in episodic memory depends on the proportion of past experience that is represented by the sequence of recalled experience units. According to this view, the unfolding of past episodes is remembered as a succession of experience units — each representing a particular moment of the past experience — that are separated by temporal discontinuities (i.e., moments of the past experience that are not remembered; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020, 2023). The remembering of long and numerous experience units would increase the proportion of past experience that is represented in memory and thus lower temporal compression rates. According to this framework, temporal discontinuities (and thus temporal compression) in memory representations could result from at least two factors. First, from the fact that some sub-events are not remembered. For example, if I try to remember my breakfast this morning, I can see myself taking a mug from the cupboard and, immediately after, pouring coffee into it; the different things that happened between these two sub-events are skipped in my memory representation. This type of discontinuity depends on the number of recalled experience units. Second, some of the remembered sub-events may be only partially replayed. Let's take the "coffee pouring" moment, this sub-event could, in reality, have lasted six seconds, but I could mentally relive only 2 of these 6 s. Thus, temporal compression also depends on the duration of recalled experience units. However, the cognitive mechanisms underlying the formation and retrieval of experience units remain unclear. Here, we suggest that WM capacity plays an important role in this respect, thereby modulating the rate of temporal compression of events in episodic memory. In the following sections, we first give a brief overview of research that has highlighted the role WM capacity in classical episodic memory tasks, and then discuss its role in naturalistic event processing.

Role of WM capacity in episodic memory

WM enables the short-term maintenance and processing of information, which support many cognitive tasks such as solving math equation, reading, or understanding a narrative (Baddeley & Hitch, 1974). The efficiency of this system varies considerably from one individual to another and is frequently evaluated with complex span tasks in which participants are required to alternate between completing a processing task and memorizing a series of items (A.R.A. Conway et al., 2005). Research using these tasks has evidenced the important role of WM capacity in episodic memory. A recent review by Unsworth (2019) showed that performance on working and episodic memory tasks is strongly and consistently correlated (mean-weighted correlation coefficient = 0.58, 95% CI [0.56, 0.61]). Furthermore, research suggests that WM plays an important role in both the encoding (e.g., via its attentional control component, allowing

for efficient, detailed and structured encoding) and retrieval (e.g., by supporting the self-generation and use of cues during memory search) of information in episodic memory (Unsworth, 2019). Taken together, studies that have examined the links between WM and episodic memory indicate that high WM capacity may support the construction of richer episodic memories, as well as a more efficient retrieval of those memories (for a review, see Unsworth, 2019; see also Lugtmeijer et al., 2019; Memel et al., 2019; A.L. Miller et al., 2019; Sahu et al., 2016; Sörqvist & Rönnerberg, 2012).

Working memory and event memory

While the contribution of WM in various aspects of episodic memory has been extensively studied, its role in temporal aspects of naturalistic memories (such as temporal segmentation and compression) has received much less attention. Beyond its implication in the memorization of discrete stimuli (e.g., word lists), WM may also play an important role in the ability to remember complex and temporally extended events (Bird, 2020; Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017; Zacks, 2020; Zacks et al., 2007). According to event segmentation theory, we constantly segment the continuous flow of experience into meaningful units (e.g., pouring coffee, photocopying a document, writing an email, and so on). These events are temporally delimited by the perception of event boundaries (EBs; i.e., the perception that an event ends and another begins; Kurby & Zacks, 2008), which are triggered by significant shifts in the physical or conceptual features of the situation (e.g., entering a new room or moving on to another topic in a conversation). Between EBs, WM may enable the construction and maintenance of a mental model of the current situation (i.e., an event model) while continuously processing incoming information. These mental models representing “what is going on” would be used to make predictions about the near future and guide behavior accordingly (Richmond & Zacks, 2017). Following this view, when an EB is perceived, the current event model is updated and integrated in the episodic memory representation of the ongoing sequence of events—an experience unit is created in episodic memory on the basis of WM content (Bird, 2020; D’Argembeau, 2020; Loschky et al., 2020). This idea is supported by empirical studies showing that the number of recalled experience units when remembering the unfolding of events is predicted by the number of EBs contained in the events (Bonasia et al., 2016; Jeunehomme & D’Argembeau, 2020).

Based on this framework, we suggest that the temporal compression of episodic memories depends on WM capacity because of its role in the encoding of experience units that represent the unfolding of events. Both the number and duration of experience units formed to represent an event in memory could vary according to the individuals’ WM capacity (see Figure 1a). First, the number of experience units formed to represent an event in memory may depend on how it is segmented. The identification of EBs at relevant moments of an event enables a better recall of its unfolding and a person’s segmentation ability lies in the aptitude to identify these particular EBs (as evidenced by the tendency to segment events in a normative way; Sargent et al., 2013). This ability to segment events at relevant moments has been shown to be positively associated with WM capacity (Sargent et al., 2013) and negatively associated with WM forgetting rate (Jafarpour et al., 2022). Because of their better segmentation ability, individuals with high

WM capacity may therefore recall more experience units. Second, individuals with higher WM capacity may also form longer experience units because they are able to accumulate more information in WM between successive event model updates (i.e., between EBs). The formation of more and longer experience units in episodic memory would then lead individuals with higher WM capacity to remember events with lower temporal compression.

Besides its role in episodic memory encoding, WM may also be involved in the retrieval of experience units when remembering past experiences (see Figure 1B). When recalling a list of words after a delay, individuals with higher WM capacity have a stronger tendency to consecutively recall items that shared nearby list positions (i.e., they show a stronger *temporal contiguity effect*; Healey et al., 2019; Howard & Kahana, 1999; Kahana, 1996; Spillers & Unsworth, 2011), which could in part explain why they outperform individuals with lower WM capacity in free recall tasks. This and related findings suggest that individuals with higher WM capacity are better able to retrieve contextual-temporal information linked to items and to use this information to probe memory for subsequent items, leading to better and more structured recall (Healey et al., 2019).

Although this remains to be investigated, a similar mechanism could be involved in the retrieval of the unfolding of dynamic experiences, as suggested by the recent findings of Diamond & Levine (2020). When an experience unit is remembered, its encoding context may be retrieved and then serve as a cue for retrieving subsequent experience units. Higher WM capacity may allow for a more efficient retrieval and use of these temporal-contextual cues, leading to a higher number of retrieved experience units. In addition, WM capacity could influence the duration of retrieved experience units. Event models represented in memory by experience units can be considered as multidimensional and temporally extended representations (Bird, 2020; Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017; Zacks et al., 2007) that integrate the different elements characterizing the ongoing situation (e.g., people, locations, objects, goals, and so on), as well as their temporal evolution (during spans of time in the order seconds). Memory for this temporal evolution may be more or less complete depending on the ease with which individuals are able to access information in long-term memory, which depends on WM capacity (Unsworth, 2019). As a result, individuals with lower WM capacity may retrieve some experience units only partially, such that the duration of retrieved experience units would be shorter (e.g., only 2 s of the 6-seconds event represented by the experience unit could be retrieved). Thus, WM capacity may in part determine temporal compression by modulating both the number and duration of experience units that can be accessed and maintained in mind during episodic retrieval.

The current research

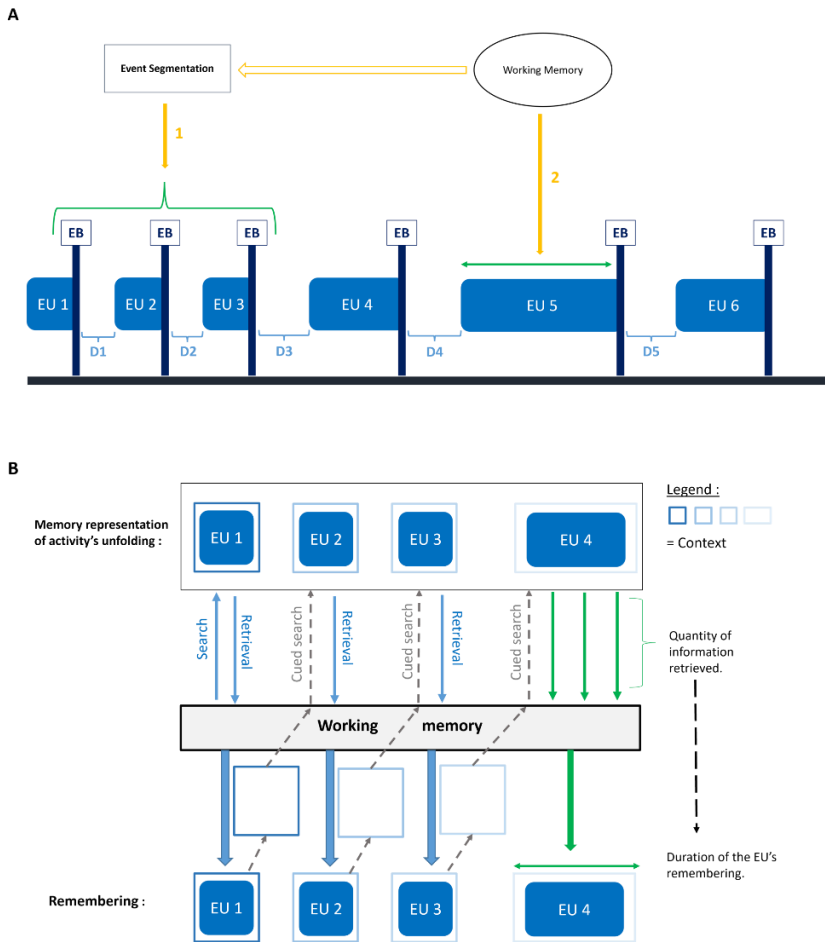
As a first step to investigate the role of WM capacity in the temporal compression of events in episodic memory, we aimed to determine whether individual differences in WM capacity are related to temporal compression rates. As this study was the first to empirically investigate the potential link between WM capacity and the temporal compression of episodic memories, our goal was not to tease apart the different mechanisms by which WM could impact temporal compression (e.g., encoding vs retrieval processes) but rather to examine the global relationship between WM capacity and temporal compression rates, and to determine whether this relation depends on the segmental structural of events (i.e., the density of event boundaries).

We investigated these questions in two experiments. In each experiment, participants were asked to watch 40-s video clips showing people engaged in daily life activities. The number of EBs typically identified within these activities (i.e., EBs density) was high for half of the videos, and low for the other half. After each video, participants had to mentally replay its unfolding (allowing us to estimate temporal compression rates) and then to write down the content of their mental replay. This written description allowed us to identify the number of recalled experience units (using a standardized rating system) and their duration (by dividing the remembering duration by the number of experience units). We examined to what extent the temporal compression of events, as well as the number and duration of recalled experience units, were related to participants' WM capacity (which was assessed with complex span tasks) and EBs density.

If the efficient formation and retrieval of experience units in episodic memory relies (at least in part) on WM processes, WM capacity should be positively associated with the number and duration of recalled experience units, and negatively related to temporal compression rates. In addition, if the sequence of experience units recalled during the mental replay of past episodes mirror the meaningful units (i.e., events and sub-events) identified during perception by segmentation processes, the number of recalled experience units should be higher (and temporal compression lower) for videos that contain a higher density of EBs. Finally, we predicted the effect of EBs density on episodic memory would also depend on WM capacity.

Figure 1

Hypothetical role of WM in the encoding and retrieval of experience units in episodic memory



Note. **A** During ongoing experience, people maintain an active representation of “what’s happening now” (an event model) in WM. Each time they perceive an event boundary (EB), this event model is updated and transferred in episodic memory in the form of an experience unit. The number and duration of experience units composing the memory representation of an event determine its temporal compression. We assume that WM contributes to this process in two ways. First, WM may play a role in the segmentation process (i.e., in the identification of EBs), which then determines the number of experience units created for a given event (arrow 1). Second, WM may influence the duration of experience units by determining the quantity of information that can be retained and integrated as a single unit between event model updates (arrow 2). **B** When retrieving an event from episodic memory, WM could influence the completeness of the mental replay of events, and thus their temporal compression, in two ways. First, the number of experience units remembered may depend on memory search processes driven by WM. WM capacity may allow to use temporal-contextual information to facilitate the retrieval of temporally contiguous experience units that represent the unfolding of the event (blue and gray arrows). Second, WM may also influence the duration of experience units that can be remembered by determining the quantity of information that can be retrieved and maintained within each experience unit (green arrows). EU: experience unit, EB: event boundary, D: temporal discontinuity.

Experiment 1

In Experiment 1, participants were asked to watch video clips showing people engaged in daily life activities. The number of EBs typically identified within these activities was high for half of the videos, and low for the other half. After each video, participants had to mentally replay its unfolding and then to write down the content of their mental replay. Individual differences in WM capacity were assessed using complex span tasks. We expected individual differences in WM capacity to be positively associated with the number of recalled experience units. Regarding the relation between WM capacity and the temporal compression of episodic memories, we formulated two hypotheses. Our main hypothesis was that a higher WM capacity would enable the recall of more and longer experience units, and thus be associated with lower temporal compression rates (hypothesis 1). However, people with higher WM capacity could be faster at retrieving experience units, which would reduce the time needed to mentally replay the videos and thus be associated with apparently higher temporal compression rates (hypothesis 2). To disentangle these two hypotheses, we examined estimates of the time needed to remember an experience unit (i.e., the total duration of memory replay divided by the number of recalled experience units). Indeed, according to hypothesis 1, WM capacity should be positively associated with the duration of remembered experience units, whereas hypothesis 2 predicted a negative relationship.

We also expected our episodic memory measures to differ according to the segmental structure of events, such that we would observe a higher number of recalled experience units for videos that contained more EBs. Furthermore, the temporal compression of events should be negatively associated with the number of recalled experience units and should thus be lower for videos that contain a higher density of EBs.

Finally, in so far as the ability to perceive relevant EBs (i.e., EBs facilitating the creation of experience units in episodic memory) is associated with WM capacity (Sargent et al., 2013), we hypothesized that the effect of EBs density on our measures of interest (temporal compression and recalled experience units) would be greater for individuals with higher WM capacity. Thus, we expected to observe an interaction between the density of EBs within videos and WM capacity, such that the magnitude of the difference between high and low EBs videos would be positively associated with WM capacity.

These hypotheses, as well as the methodological design and planned analyses, were pre-registered on OSF (<https://osf.io/jt9ph>).

Method

Participants

Seventy-eight participants aged between 18 and 35 years ($M = 26.06$, $SD = 5.84$) were recruited on Prolific (<https://www.prolific.co/>; Palan & Schitter, 2018; Peer et al., 2021) and received a monetary compensation of £7.50 for their participation (the experiment lasted 60 min,

on average). To be eligible, participants had not to be currently taking any medication that could affect their ability to concentrate or have a history of psychiatric, psychological, or neurological disorders. All participants were native English speakers. The study was approved by the ethics committee of the Faculty of Psychology of the University of Liège (ref. 2021-030).

The sample size of this study was estimated a priori using G*Power 3 (Faul et al., 2007) to have a statistical power of 0.90 (with an alpha of .05, two-tailed) to detect a significant relationship between individual differences in WM capacity and our measures of interests (temporal compression rates, and the number and duration of recalled experience units), with an effect size of $r = 0.35$ (see A.L. Miller et al., 2019).

Materials

WM capacity. To evaluate WM capacity, we used a battery of three automated complex span tasks whose content validity has been well established in the literature: the operation span (OSpan; Kane et al., 2004; Unsworth et al., 2005), symmetry span (SymSpan; Kane et al., 2004; Unsworth et al., 2009) and rotation span (RotSpan; Harrison et al., 2013; Kane et al., 2004). Given that this study was conducted online, we used the shortened complex span tasks developed by J.L. Foster et al. (2015) to reduce the time needed for participants to complete the study and thus limit dropout. These shortened versions allow to reduce the time needed to complete the three WM tasks by 28% without unduly affecting the psychometric qualities of the measures (for more detail on how these shortened versions were developed, see J.L. Foster et al., 2015).

The structure of these shortened tasks is similar to that of the classical versions. Participants are presented with a sequence of items that they must remember (i.e., the storage part of the task). In addition, they have to perform a secondary processing task between the presentation of each item in the sequence (i.e., the processing part of the task). The number of to-be-remembered items varies unpredictably from trial to trial. In the shortened tasks, participants see each sequence length only once (for more detail, see Supplementary Materials).

OSpan task. In the OSpan task, participants are asked to memorize letters (consonants) while solving mathematical problems that involve a parenthetical multiplication or division problem, followed by a number to be added to or subtracted from the product or dividend. The number of to-be-remembered items varies from three to seven.

SymSpan task. In the SymSpan task, participants must determine if black and white geometric figures are symmetric along their vertical axes while also memorizing the location of red squares in a 4x4 grid. The number of to-be-remembered items varies from two to five.

RotSpan task. During the RotSpan task, participants have to judge if presented letters are oriented correctly while memorizing the size and orientation of black arrows. The number of to-be-remembered items varies from two to five.

Participants' performance on each complex span task was evaluated by calculating the total number of items they accurately recalled in the correct serial position (for all trials), regardless of whether all items of the trial were correctly recalled or not (i.e., following the partial credit load method; A.R.A. Conway et al., 2005; J.L. Foster et al., 2015; Gonthier et al., 2016). Participants' scores on the three complex span tasks were transformed into z-scores, which were then averaged to compute a global WM score for each participant (Gonthier et al., 2016; A. L. Miller et al., 2019). The internal consistency of this composite measure was estimated using an omega total coefficient ($\omega_t = 0.71$; Gonthier et al., 2016; McDonald, 1999; Revelle & Zinbarg, 2009). Descriptive statistics for each WM task are available in the Supplementary Materials.

Temporal compression in episodic memory. Individual differences in temporal compression, as well as the effect of EBs density on compression rates, were assessed using eight videos showing people performing daily life activities. Four videos contained a low number of normative EBs (EB- videos) and the other four a high number of normative EBs (EB+ videos). Following the method of Bangert et al. (2019), these videos were edited from eight videos (lasting between 329 and 432 s) that were previously used in studies on event segmentation (Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013). In these studies, while watching the videos, participants had to identify the smallest event units they found meaningful by pressing a key each time a sub-event ended and another sub-event begun. The number of normative EBs was computed for each second of each video by dividing the number of key presses by the number of participants who completed the segmentation task. Then, we calculated, within each video, the number of key presses for all possible segments of 40 s¹³. Among the eight videos, we selected four segments that included a low number of EBs and four segments that included a high number of EBs. On average, the EB- and EB+ videos included 3.4 and 5.69 EBs, respectively (see Supplementary Materials for more detail regarding normative segmentation data of each video segment used in this study).

The temporal compression task (see Figure 2) contained eight trials (each participant saw the same eight videos in a random order). Each trial started with a fixation cross (3 s) followed by a video. Participants were instructed to carefully watch the video and, when it was over, to mentally replay its unfolding, in as much detail as possible. The time needed to remember the video was measured by asking participants to press the spacebar to indicate the start and end of their mental replay (Arnold et al., 2016; Bonasia et al., 2016; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019)¹⁴. Then, they had to write down every action that came to

¹³ Since the present experiment was carried out online, we wanted to reduce the time needed to complete it as much as possible (to avoid dropout), so we opted for 40 s videos. This duration was chosen based on a pre-test where we compared different durations, from 20 to 60 s, and which showed that a 40 s duration allowed to obtain an optimal ratio between segmentation effects and task duration.

¹⁴ We used a silent mental replay task rather than a think aloud procedure because research has shown that the verbalization of mental contents in the think aloud procedure takes time and thus increases the duration of a cognitive process (M. C. Fox et al., 2011), which would provide a biased estimate of remembering duration.

their mind during their mental replay of the video (they were instructed to write down one action per line; Y. Zheng et al., 2020).

Before starting the experimental trials, participants saw a video tutorial (filmed from a first-person perspective) summarizing what they need to do to perform the task properly. This video tutorial, as well as the stimuli used in the temporal compression task, are publicly available on OSF (<https://osf.io/5xeha>). The instructions were adapted from previous studies on temporal compression (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019, 2020). Participants had to perform one practice trial to familiarize them with the entire procedure before starting the main task.

For each trial of the main task, we computed the rate of temporal compression in memory as the ratio of the original duration of the video to the time taken to mentally replay it (Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). A temporal compression rate of 1 indicates that the time taken to mentally replay the video was equal to its original duration, and temporal compression rates above 1 indicate the occurrence of temporal compression (e.g., a temporal compression rate of 2 means that the mental replay of the video was 2 times faster than its actual duration).

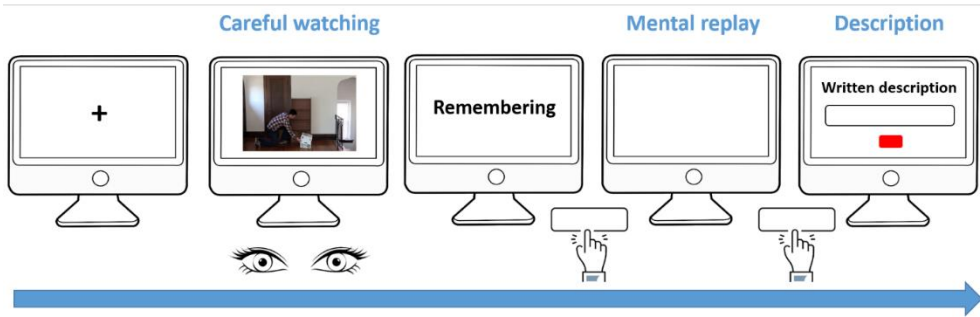
The number of experience units recalled by participants was quantified based on the written descriptions of their memories. We used a scoring system developed by Schwartz et al. (1991), the “Action Coding System”, which is frequently used in studies on event segmentation and memory (e.g., Sargent et al., 2013; M.E. Smith et al., 2021; Y. Zheng et al., 2020). We considered the number of type 1 actions recalled by participants as a proxy of the number of experience units they mentally replayed. A type 1 action is defined as “*the smallest component of a behavioral sequence that achieves a concrete, functional result of transformation, describable as the movement of an object from one place to another or as a change in the state of an object (e.g., from open to closed, on to off)...*” (Schwartz et al., 1991, p. 384). The first author scored the content of each description and, to assess the reliability of the coding scheme, a second coder independently scored a random selection of 20% of descriptions. The inter-rater agreement was good ($ICC = 0.93$, 95% $CI [0.9, 0.95]$, robust agreement = 0.87, 95% $CI [0.79, 0.92]$; see Supplementary Materials for more details).

Finally, we estimated the time taken by participants to mentally replay each experience unit they reported for a given video by dividing the duration their mental replay by the number of experience units they reported.

The reliability (average split-half) of the three measures of interest was $r = 0.89$ for temporal compression rate, $r = 0.91$ for the number of recalled experience units, and $r = 0.93$ for the duration of recalled experience units.

Figure 2

Unfolding of a trial in the temporal compression task



Note. First, participants saw a fixation cross during 3 s and then a 40-s video showing a person engaged in a daily life activity. As soon as the video ended, they had to mentally replay its unfolding in as much detail as possible. They were asked to press the space bar to indicate the beginning and end of their remembering. Finally, they had to write down the content of their mental replay.

Procedure

Participants received an URL (on their prolific account) allowing them to take part in the experiment through Gorilla (<https://gorilla.sc/>), a platform providing reliable RTs measures for online studies (Anwyl-Irvine et al., 2021; Anwyl-Irvine et al., 2020). They were asked to perform the tasks in a quiet and distraction-free environment and were informed that they must complete all tasks (in their entirety) to receive the monetary compensation. They first performed the three complex span tasks (Ospan, SymSpan and RotSpan) on E-Prime GO (<https://pstnet.com/eprime-go/>)¹⁵, which was downloaded from Gorilla. After the three complex span tasks, participants were allowed to take a 30 min break and then performed the temporal compression task on Gorilla.

Data cleaning

When using complex span tasks to evaluate WM capacity, it is recommended to exclude participants who show poor performance on the processing part of the tasks (to avoid including participants who neglected the processing part of the tasks; A.R.A. Conway et al., 2005). Following the approach of Gonthier et al. (2016), we excluded participants whose processing accuracy was below the fifth lower percentile of the sample for one of the three tasks (see Supplementary Materials for more detail).

¹⁵ These tasks were originally developed on the E-Prime software (<https://pstnet.com/products/e-prime/>) by the Georgia Tech Attention and Working Memory Lab, which kindly shared with us the E-Studio files necessary to create an online version of each task using the E-Prime Go platform. E-Run files for the three tasks are available for download from their website (<http://englelab.gatech.edu>).

Regarding the temporal compression task, following our pre-registered plan, we excluded from the analyses: 1) all experimental trials for which the difference between the video's duration of presentation and its real duration was greater than 3 s (to remove trials in which the video was not displayed correctly), and 2) trials with a duration of mental replay less than 2 s (i.e., to remove trials during which the participant inadvertently pressed the button twice or did not properly follow the instructions). If more than half of trials of one type (high or low density of EBs) had to be excluded for a given participant, the entire participant was excluded and replaced.

Statistical analyses

All statistical analyses were conducted using *R* (version 4.0.3; R Core Team, 2020) and RStudio (version 1.3.1093; RStudio Team, 2020) on Windows 10 x64 (build 19044). Specific packages used for each analysis are detailed in the Supplementary Materials. Our main hypotheses were tested using linear mixed-effects models (V.A. Brown, 2021). We fitted three models with the following outcome variables: temporal compression rates, the number of recalled experience units, the duration of recalled experience units. Three predictors were included in all models: 1) participants' WM composite score, which was a continuous predictor varying between subjects, 2) the EBs density of videos, which was a dichotomous within-subjects predictor, and 3) their interaction. We also ran another mixed-effects model evaluating if the number of recalled experience units predicted temporal compression rates (this model also included EBs density, WM score, and their interaction as predictors). In all models, EBs density was coded as -0.5 and 0.5, WM score was standardized, and the number of recalled experience units was centered at the participant level (Brauer & Curtin, 2018; Schielzeth, 2010).

As the application conditions of classical linear mixed-effects models were not met, we used a robust alternative. We estimated our models with the DASTau procedure implemented in the robustlmm package (Koller, 2016). This method enables to handle both within- and between-participants outliers as well as missing values (Koller, 2013). Equations were estimated with the smoothed Hubber function (Koller, 2013). We first tried to include the maximal random effects structure for each analysis (Barr et al., 2013) and then we iteratively simplified the model until it converged and the equations could be properly estimated (Brauer & Curtin, 2018; Mirman, 2014). The models reported here contained two random effects: a random intercept for the participants and a random intercept for the stimuli (i.e., the videos; Baayen et al., 2008; Judd et al., 2017). For each model, explained variance was assessed by computing Nakagawa's *R*²s (Johnson, 2014; Nakagawa et al., 2017; Nakagawa & Schielzeth, 2013).

Regarding inference criteria for fixed effects, we computed Wald's 95% confidence intervals (95 % *CI*s) and *p-values* from standard errors (*SE*) and *t*-statistics returned by the models (considering an *alpha* of 0.05, two tailed). For each model, we extracted estimated marginal means, estimated marginal slopes and their standard errors. We computed asymptotic 95 % *CI*s for estimated marginal means and performed *z*-tests to assess the statistical significance of estimated marginal slopes.

In the Results section, the match between our hypotheses and the collected data is assessed in the light of the different models described above. Descriptive statistics associated with each outcome are available in the Supplementary Materials.

Results

Temporal compression rates

We fitted a mixed-effects model examining the effects of WM capacity, EBs density, and their interaction on the rates of temporal compression of events in episodic memory. Contrary to our prediction, we did not observe a significant main effect of WM capacity on temporal compression rates (Table 1). Interestingly, however, there was a significant interaction between WM capacity and the density of event boundaries included in the videos (see Figure 3A). Follow-up tests revealed that WM capacity was a significant predictor of temporal compression rates for videos that included a low density of EBs ($b = -0.36$, $SE = 0.16$, $z = -2.19$, $p = 0.028$), but not for videos that included a high density of EBs ($b = -0.18$, $SE = 0.16$, $z = -1.09$, $p = 0.274$). According to the model estimates, for EB- stimuli, people whose WM score were one *SD* below the mean took, on average, 12.75 s (temporal compression rate = 3.14) to mentally replay the videos, while people with WM score one *SD* higher than the mean took, on average, 16.56 s (temporal compression rate = 2.42) to mentally replay the same videos. Finally, we obtained a weak but significant effect of EBs density (according to the model estimates, temporal compression rates were lower when EBs density was high).

Table 1

Robust linear mixed effects model predicting temporal compression rates in Experiment 1

Parameter	Coefficient	SE	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	2.55	0.18	13.87	585	< .001	[2.19, 2.92]
WM capacity	-0.27	0.16	-1.68	585	.093	[-0.59, 0.05]
EBs density	0.44	0.19	2.31	585	.021	[0.07, 0.82]
Interaction	-0.18	0.07	-2.69	585	.007	[-0.31, -0.05]
Observations	589					
Marginal R ²	0.05					
Conditional R ²	0.76					

Number of recalled experience units

Next, we fitted a similar mixed-effects model with the number of recalled experience units as outcome. This showed that WM capacity was positively associated with the number of recalled experience units, independently of EBs density (the interaction was not significant; Table 2, Figure 3B). According to the model estimates, participants with a WM score one *SD* below the mean recalled, on average, 7.93 experience units, 95% *CI* [6.10, 9.79], while participants with a WM score one *SD* above the mean recalled, on average, 9.17 experience units, 95% *CI* [7.31, 10.68]. The main effect of segmentation was not significant.

Table 2

Robust linear mixed-effects model predicting the number of recalled experience units in Experiment 1

Parameter	Coefficient	<i>SE</i>	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% <i>CI</i>
Intercept	8.55	0.92	9.33	585	< .001	[6.75, 10.34]
WM capacity	0.62	0.24	2.59	585	.010	[0.15, 1.09]
EBs density	-3.01	1.78	-1.70	585	.090	[-6.49, 0.47]
Interaction	-0.14	0.17	-0.87	585	.386	[-0.47, 0.18]
Observations	589					
Marginal R2	0.16					
Conditional R2	0.76					

Associations between temporal compression and recalled experience units

According to our hypotheses, temporal compression would result (at least in part) from the fact that the experience units remembered for a given past episode do not represent its entire unfolding (i.e., some segments of the past episode are not recalled). Thus, we expected that the number of recalled experience units would be negatively associated with temporal compression rates. WM capacity could be negatively associated with temporal compression rates not only because higher WM capacity would allow the recollection of more experience units, but also because it would increase the duration of recalled experience units (see Introduction). If it was the case, WM capacity should remain a significant predictor of temporal compression rates when the number of recalled experience units is taken into account. To investigate this possibility, we ran a model that not only included WM, EBs density, and their interaction as predictors of temporal compression rates, but also the number of recalled experience units. Consistent with previous studies (e.g., Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019), the number of recalled experience units was negatively associated with temporal compression rates (Figure 3C). Importantly, the interaction between WM and EBs remained significant (Table 3).

Table 3

Robust linear mixed-effects model predicting temporal compression rates (with the number of recalled experience units included as predictor) in Experiment 1

Parameter	Coefficient	SE	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	2.56	0.16	15.77	584	< .001	[2.24, 2.88]
Recalled experience units	-0.08	0.01	-6.48	584	< .001	[-0.11, -0.06]
WM capacity	-0.27	0.16	-1.66	584	.096	[-0.59, 0.05]
EBs density	0.20	0.08	2.62	584	.009	[0.05, 0.35]
Interaction	-0.21	0.07	-3.07	584	.002	[-0.34, -0.07]
Observations	589					
Marginal R ²	0.07					
Conditional R ²	0.77					

Duration of recalled experience units

Our conceptualization of the role of WM capacity in the temporal compression of events in episodic memory assumed that WM capacity should be positively associated with both the number and duration of remembered experience units. This higher number and duration of recalled experience units should be associated to lower temporal compression rates. However, because of a greater facility to access information in long term memory (Unsworth, 2019), people with higher WM capacity could be faster at retrieving and mentally reviewing experience units, which could then shorten overall mental replay durations. To investigate this possibility, we fitted a last model with the duration of remembered experience units as outcome. Neither WM capacity, EBs density, nor their interaction were significant predictors of the duration of recalled experience units (Table 4).

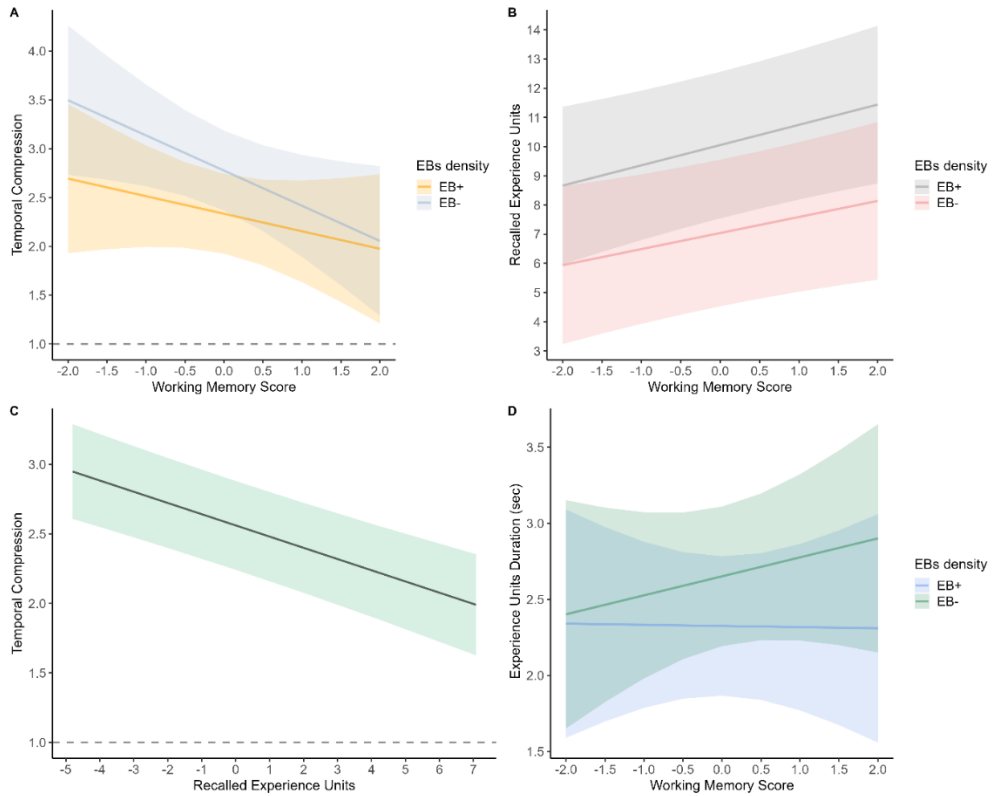
Table 4

Robust linear mixed-effects model predicting the duration of recalled experience units in Experiment 1

Parameter	Coefficient	SE	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	2.49	0.19	12.91	585	< .001	[2.11, 2.87]
WM capacity	0.06	0.15	0.40	585	.689	[-0.23, 0.34]
EBs density	0.33	0.26	1.24	585	.214	[-0.19, 0.84]
Interaction	0.13	0.08	1.71	585	.087	[-0.02, 0.28]
Observations	589					
Marginal R ²	0.01					
Conditional R ²	0.66					

Figure 3

Plot of fitted values (and their 95% CIs) for each model of Experiment 1



Note. **A.** Prediction of temporal compression by WM capacity for high and low EBs density videos. **B.** Prediction of the number of recalled experience units by WM capacity for high and low EBs density videos. **C.** Prediction of temporal compression by the number of recalled experience units. **D.** Prediction remembered experience units duration by WM capacity, for high and low EBs density videos.

Discussion

The main goal of Experiment 1 was to investigate the impact of WM capacity and EBs density on temporal compression rates in episodic memory. The main effect of WM capacity was not statistically significant but there was a significant interaction between the density of EBs and WM capacity. WM capacity was negatively associated with temporal compression rates, but only when EBs density was low. The lower and non-significant relation between WM capacity and temporal compression rates when the recalled activity contained a high density of EBs was against our expectations.

We then focused on the number and duration of recalled experience units. First, we found that the number of recalled experience units was positively associated with WM capacity, regardless of EBs density. Second, we observed a significant negative relation between the number of recalled experience units and temporal compression rates, thus replicating results of previous studies (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). The interaction between WM capacity and EBs density in predicting temporal compression rates remained significant. Taken together, these results suggest that the interaction between WM capacity and EBs density in predicting compression rates is not due to differences in the number of recalled experience units. Another possibility would be that WM capacity allows the formation and retrieval of longer experience units for events that have fewer EBs. However, although the duration of remembered experience units for EB- stimuli tended to be longer with increasing WM capacity (see Figure 3D), this difference failed to reach statistical significance. We thus decided to conduct a second experiment to investigate whether the interaction between WM capacity and EB density on compression rates could be replicated, and to further investigate the associations between WM capacity and the number and duration of recalled experience units.

Experiment 2

The results of Experiment 1 suggest that the influence of individual differences in WM capacity on temporal compression in episodic memory is complex and depends on the density of EBs within events. Thus, the first aim of Experiment 2 was to replicate the observed interaction between WM capacity and EB density on compression rates, using a sample size determined a priori for the investigation of this interaction. Furthermore, given the lack of significant main effect of EBs density on the number of recalled experience units in Experiment 1, we selected EB+ and EB- videos that were more contrasted regarding normative EBs density. Given these more contrasted videos, we expected to observe a significant effect of EBs density on both temporal compression rates and the number of recalled experience units. Other effects should be the same as in Experiment 1.

Method

Participants

Participants were 210 young adults (109 females, 97 males and 4 non defined), aged between 18 and 35 years ($M = 27.70$, $SD = 4.99$), who were recruited on Prolific (<https://www.prolific.co/>; Palan & Schitter, 2018; Peer et al., 2021). They received a monetary compensation of £7.50 for their participation. The study was approved by the ethics committee of the Faculty of Psychology of the University of Liège (ref. 2021-030). The inclusion criteria were the same as in Experiment 1. The sample size was estimated a priori using the R package *simr* (1.0.5 ; Green & MacLeod, 2016; Kumle et al., 2021). Using data from Experiment 1, we ran Monte-Carlo simulations (Brysbaert & Stevens, 2018; DeBruine & Barr, 2021) to estimate the power we would have for the detection of the interaction between WM capacity and EBs density in the prediction of temporal compression across a range of sample sizes (between 80 and 240 participants). This analysis indicated that a statistical power of 90.70% (95% *CI* [88.73, 92.43]) could be achieved with a sample size of 210 participants (considering an alpha of 0.05 and the same effect size as the one obtained in Experiment 1; see Supplementary Materials).

Materials and procedure

Stimuli used in Experiment 1 were initially created for another study investigating the effects of event segmentation and duration on temporal compression (following the method presented in Bangert et al., 2019). When designing that study, we not only had to extract a pair of 40-s segments (one EB+ and one EB-), but also a pair of 20-s segments (one EB+ and one EB-), for each of the eight videos. The four segments should not overlap, and the two pairs had to be contrasted in terms of normative EBs. Given these constraints, the 40-s EB+ segment extracted from a given video was not always the segment with the higher possible number of EBs (similarly, the 40-s EB- segments were not always those with the lower possible number of EBs-). Therefore, to obtain more contrasted stimuli in Experiment 2, we selected new video segments. Within each of the eight videos, we extracted the 40-s segment with the higher number of EBs and the segment with the lower number of EBs. Then, among these sixteen videos, we chose the eight videos (each extracted from a different video) with the highest and lowest number of EBs, resulting in four EB+ and four EB- stimuli. The average number of normative EBs was 3.6 for EB- videos and 6.33 for EB+ videos. In addition, we were careful not to include in EB+ videos sequences in which the actor performed the same action many times consecutively (even if the video, due to this repetition, contained many normative EBs). Otherwise, all tasks and procedures were identical to those of Experiment 1.

Data cleaning and statistical analyses

Data cleaning and statistical analyses were identical to Experiment 1. Again, there was a good inter-rater agreement for the scoring of the number of recalled experience units ($ICC = 0.96$, 95% *CI* [0.94, 0.97], robust agreement = 0.80, 95% *CI* [0.76, 0.84]). Internal consistency of the WM score was similar to Experiment 1 ($\omega = 0.76$), as was the split-half reliability for temporal

compression rates ($r = 0.92$), the number of recalled experience units ($r = 0.89$) and the duration of recalled experience units ($r = 0.88$). When an expected interaction was observed, we assessed the statistical significance of estimated marginal slopes with a one-tailed z -test. All data and analysis scripts are available on OSF (<https://osf.io/jt9ph>).

Results

Temporal compression rates

First, we replicated the interaction between WM capacity and EBs density observed in Experiment 1 (Table 5, Figure 4A). More precisely, we found that WM capacity was a significant predictor of temporal compression for EB- videos ($b = -0.25$, $SE = 0.13$, $z = -1.93$, $p = 0.027$), but not for EB+ videos ($b = -0.10$, $SE = 0.13$, $z = 0.81$, $p = 0.21$). According to model estimates, for EB- stimuli, individuals with WM score one SD below the mean took, on average, 10.93 s (temporal compression rate = 3.66) to remember the videos, whereas individuals with WM score one SD above the mean took, on average, 12.63 s (temporal compression rate = 3.17) to mentally replay the same videos.

As expected, there was also a significant main effect of EBs density on temporal compression rates (compression was lower when EBs density was high). The main effect of WM capacity was not significant (as in Experiment 1).

Table 5

Robust linear mixed-effects model predicting temporal compression rates in Experiment 2

Parameter	Coefficient	SE	t	df	p	95% CI
Intercept	2.88	0.19	15.44	1,540	< .001	[2.51, 3.24]
WM capacity	-0.17	0.12	-1.41	1,540	.159	[-0.42, 0.07]
EBs density	1.07	0.28	3.78	1,540	< .001	[0.51, 1.63]
Interaction	-0.14	0.06	-2.37	1,540	.018	[-0.26, -0.02]
Observations	1,544					
Marginal R ²	0.07					
Conditional R ²	0.72					

Number of recalled experience units

As expected, participants recalled significantly more experience units for EB+ videos compared to EB- videos (Table 6). According to model estimates, 5.35 experience units were recalled on average for EB- videos (95% *CI* [1.91, 8.8]) vs. 11.62 for EB+ videos (95% *CI* [8.18, 15.05]). However, contrary to Experiment 1, there was no significant relationship between WM capacity and the number of recalled experience units (Figure 4B). There was also no significant interaction.

Table 6

Robust linear mixed-effects model predicting the number of recalled experience units in Experiment 2

Parameter	Coefficient	SE	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	8.48	1.25	6.79	1,540	< .001	[6.03, 10.93]
WM capacity	0.09	0.22	0.40	1,540	.690	[-0.35, 0.53]
EBs density	-6.27	2.46	-2.55	1,540	.011	[-11.09, -1.44]
Interaction	-0.12	0.16	-0.79	1,540	.430	[-0.43, 0.18]
Observations	1,544					
Marginal R ²	0.25					
Conditional R ²	0.77					

Relations between temporal compression and recalled experience units

As in Experiment 1, there was a significant effect of the number of recalled experience units on temporal compression rates, such that temporal compression decreased with the number of recalled experience units (Figure 4C). In addition, the interaction between WM capacity and EBs density on compression rates remained significant when the number of recalled experience units was taken into account (Table 7).

Table 7

Robust linear mixed-effects model predicting temporal compression rates (with the number of recalled experience units included as predictor) in Experiment 2

Parameter	Coefficient	SE	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	2.88	0.18	16.15	1,539	< .001	[2.53, 3.23]
Recalled experience units	-0.03	0.01	-2.53	1,539	.011	[-0.05, -0.01]
WM capacity	-0.17	0.12	-1.39	1,539	.164	[-0.41, 0.07]
EBs density	0.91	0.27	3.36	1,539	.001	[0.38, 1.44]
Interaction	-0.14	0.06	-2.33	1,539	.020	[-0.26, -0.02]
Observations	1,544					
Marginal R ²	0.07					
Conditional R ²	0.72					

Duration of recalled experience units

There was a significant effect of EBs density on the duration of recalled experience units (i.e., recalled experience units were longer when EBs density was low). According to model estimates, the average experience unit duration was 2.16 s (95% *CI* [1.43, 2.90]) when EBs density was high and 3.63 s (95% *CI* [2.90, 4.37]) when EBs density was low. The analysis also revealed a significant interaction between WM capacity and EBs density (Table 8). As illustrated in Figure 4D, the trend observed in the first experiment (see Figure 3D) was confirmed. WM capacity was positively associated with the duration of remembered experience units, but only when EBs density was low (EB-: $b = 0.25$, $SE = 0.11$, $z = 2.25$, $p = 0.012$; EB+: $b = 0.01$, $SE = 0.11$, $z = 0.05$, $p = 0.479$). According to model estimates, for EB- videos, experience units remembered by individuals with WM score one SD above the mean were, on average, 506 ms longer than those remembered by individuals with WM score situated one SD below the mean.

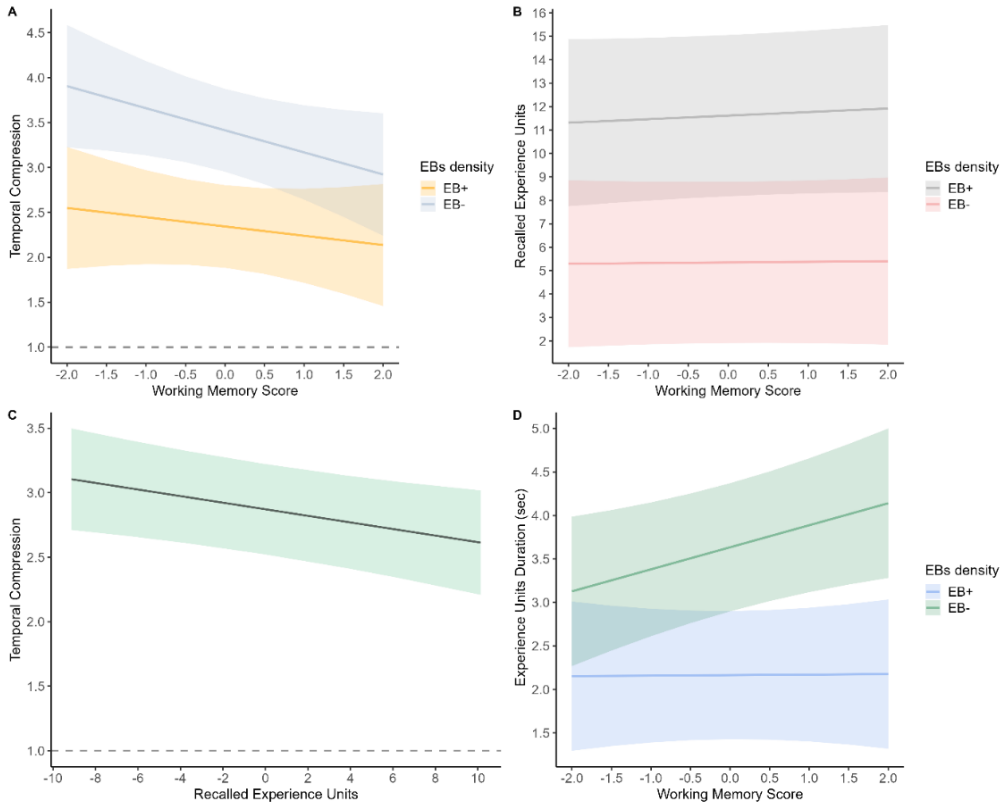
Table 8

Robust linear mixed-effects model predicting the duration of recalled experience units in Experiment 2

Parameter	Coefficient	SE	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	2.90	0.27	10.56	1,540	< .001	[2.36, 3.44]
WM capacity	0.13	0.11	1.22	1,540	.221	[-0.08, 0.34]
EBs density	1.47	0.51	2.87	1,540	.004	[0.47, 2.47]
Interaction	0.25	0.07	3.31	1,540	.001	[0.10, 0.39]
Observations	1,544					
Marginal R2	0.11					
Conditional R2	0.60					

Figure 4

Plot of fitted values (and their 95% CIs) for each model of Experiment 2



Note. **A.** Prediction of temporal compression by WM capacity for high and low EBs density videos. **B.** Prediction of the number of recalled experience units by WM capacity for high and low EBs density videos. **C.** Prediction of temporal compression by the number of recalled experience units. **D.** Prediction remembered experience units duration by WM capacity, for high and low EBs density videos.

Discussion

The interaction between WM capacity and EBs density in predicting compression rates in episodic memory was replicated in Experiment 2 with a sample size that was specifically determined to investigate this interaction. Similarly to Experiment 1, individual differences in WM capacity were predictive of temporal compression rates for events with a low density of EBs (the higher the WM capacity, the lower the temporal compression rates), but not for events with a high density of EBs.

We also found a clear effect of EBs density on both recalled experience units and temporal compression rates (the number of recalled experience units was significantly higher and temporal compression rates were significantly lower for EB+ videos compared to EB- videos). These results further highlight the key role of event segmentation in shaping the way we remember their unfolding. However, contrary to Experiment 1, we did not observe a significant main effect of WM capacity on the number of recalled experience units. This discrepancy could result from the use of more contrasted stimuli in Experiment 2 (see the Method section). In these more contrasted stimuli, the sub-events composing the depicted activities (e.g., changes/updates in the actions performed by the actors) were perhaps obvious enough to be identified with little WM resources. Consequently, the number of recalled experience units might be less dependent on WM capacity. Despite this possibility, it is worth noting that the number of recalled experience units remained a strong predictor of temporal compression rates.

Finally, by using videos more contrasted in terms of EBs density, we sought to clarify the interplay between EBs density and WM capacity in determining the duration of remembered experience units. We found that the mean duration of recalled experience units was significantly shorter for EB+ videos than for EB- videos. In addition, we observed a significant interaction between EBs density and WM capacity: the duration of remembered experience units was longer with higher WM capacity, but only for EB- videos. Note that a similar pattern was observed in Experiment 1 (see Figure 3D), although the interaction failed to reach statistical significance. This further suggests that the association between WM and the temporal compression of events in episodic memory when EBs density is low results from the need of high WM capacity to remember experience units representing longer sub-events.

General discussion

The main goal of this research was to examine the role of WM capacity in the temporal compression of events in episodic memory. We hypothesized that individuals with higher WM capacity would compress events to a lesser extent because they would recall more and longer experience units to represent the unfolding of events. Our results showed that the relation between WM capacity and temporal compression was in fact dependent on the segmental structure of events.

WM, event segmentation, and the duration of experience units

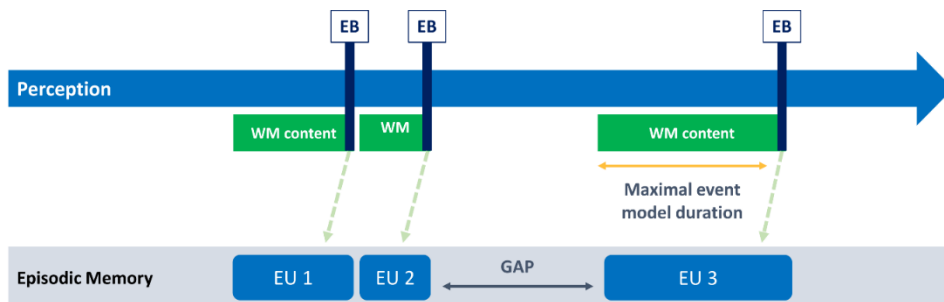
The results of Experiments 1 and 2 showed that WM capacity was related to the temporal compression of information in episodic memory when events included few EBs: in this case, higher WM capacity was associated with lower compression rates. Furthermore, Experiment 2 revealed a positive association between the duration of recalled experience units and WM capacity for events with a low EBs density. Considering the fact that events with fewer EBs were composed of longer sub-events, these results suggest that higher WM capacity may reduce the temporal compression of events in episodic memory by enabling the remembering of longer segments of past experience (i.e., the duration of remembered sub-events is closer to their actual duration in the past). By contrast, our results suggest that when events can be segmented into smaller meaningful units, remembering their unfolding is less demanding in terms of WM resources.

The role of WM capacity in determining the duration of experience units that represent the unfolding of events in episodic memory could take place during event perception. When there is little change in the ongoing situation (e.g., a man continuously turning a car jack during 40 s), perceived EBs are temporally distant from each other, such that additional WM resources may be needed to enable the active maintenance of longer event models. When the event model that needs to be maintained exceeds WM capacity, the corresponding sub-event would be only partially integrated in episodic memory as an experience unit—some proportion of experience would not be represented (Figure 5). Therefore, the duration of experience units formed to represent long sub-events may depend on WM capacity: the higher this capacity, the longer the experience units encoded in episodic memory, and thus the lower the temporal compression of events¹⁶.

¹⁶ The duration of experience units formed to represent long sub-events may depend on individual's WM capacity but also on different features of the sub-event (e.g., the complexity of perceptual information). The identification of these features, as well as their interaction with sub-events duration, will be needed to deepen our understanding of the mechanisms determining the duration of experience units formed during event perception.

Figure 5

Schematic representation of the assumed influence of WM capacity on the duration of experience units that compose episodic memories



Note. When the event model that needs to be maintained between two EBs exceeds WM capacity (e.g., because of its duration), it is only partially integrated in episodic memory, leading to temporal gaps in the representation of the event’s unfolding (see EU 3). Thus, temporal compression may depend on both the temporal distance between perceived EBs and WM storage capacity. EU: Experience unit, EB: Event boundary.

Another, not mutually exclusive, possibility is that WM capacity determines the duration of experience units at the time of retrieval. When one remembers an experience, past event models corresponding to particular moments of that experience (i.e., experience units) are sequentially reactivated (Jeunehomme et al., 2022). The quantity of information retrieved for each experience unit—details about the temporal evolution of persons, objects, actions, and so on—may depend on the ease with which individuals are able to access and maintain information in memory, an ability strongly associated with WM capacity (Unsworth, 2019). WM capacity may thus determine the quantity of information that can be represented within each experience unit¹⁷ during retrieval (i.e., information that is retrieved, maintained online, and manipulated for the purpose of mental replay; Hassabis & Maguire, 2007), such that the duration of replayed experience units is longer with increasing WM capacity.

WM, event segmentation, and the number of recalled experience units

We expected to observe a higher number of recalled experience units for activities that included a higher number of normative EBs and a positive relationship between WM capacity

¹⁷ Research examining the holistic vs fragmented nature of information forgetting in episodic memory (e.g., Andermane et al., 2021) suggests that the retrieval of event representations tend to be all-or-none: either all components (e.g., objects, persons, location) are remembered or the event is not remembered. Nevertheless, in most of these studies, event representations corresponded to learned associations between static elements (e.g., a place, a celebrity and an object). The dynamic/temporally extended nature of memory representations for daily-life events was not taken into account.

and the number of recalled experience units. In Experiment 1, participants recalled, on average, more experience units for EB+ videos compared to EB- videos, but the difference was not statistically significant. In Experiment 2, where more contrasted stimuli were used, there was a statistically significant effect of EBs density; on average, participants recalled two times more actions for EB+ videos than EB- videos. These results are in line with the view that the perception of EBs plays an important role in shaping memories for naturalistic events (Brunec et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Radvansky & Zacks, 2017; Zacks, 2020).

The relation between WM and the number of recalled experience units was less clear. Although we observed a weak but a statistically significant increase of recalled experience units as a function of participants' WM capacity in Experiment 1, this effect was not replicated in Experiment 2. The lack of a robust link between WM capacity and the number of recalled experience units may seem surprising given the results of Sargent et al. (2013) who reported a positive association between WM capacity and the number of sub-events recalled after watching videos depicting everyday events. This discrepancy could be due to methodological differences between the two studies. Notably, there were substantial differences in the duration of stimuli (351 s, on average, in the study of Sargent et al. vs. 40 s in the present study). Event segmentation is known to operate simultaneously at multiple time scales, leading to the formation of hierarchically organized memory representations: groups of fine-grained events cluster into larger event units (Hard et al., 2011; Radvansky & Zacks, 2017; Zacks, 2020). The involvement of WM in the formation of event models could be more important at particular levels of this hierarchy (e.g., for abstract event models covering long periods of time vs more specific models corresponding to shorter sub-events). As a result, the number of experience units representing the event in episodic memory could be more or less dependent on WM capacity at different levels of event model specificity. To test this hypothesis, it would be worthwhile to investigate whether the relationship between WM capacity and the number of recalled experience units varies as a function of the duration of the remembered event, and whether this relates to differences in event segmentation efficiency.

Regarding memory retrieval, previous studies suggest that high WM individuals tend to outperform low WM individuals because they are better at retrieving the different contexts/categories associated with clusters of items and to switch between them (Unsworth, 2019). Hence, they recall more items in total but not more items per cluster. In the same vein, when remembering complex and hierarchically organized events, high WM individuals may recall a higher number of basic event models because they are better at retrieving their shared contexts (i.e., the higher-level event models to which they belong). It follows that the involvement of WM in the retrieval of experience units could also depend on the level of specificity of recall (and thus, on the duration of the remembered episode).

Limitations and perspectives

In this study, we showed that individual differences in the temporal compression of events in episodic memory result, at least in part, from an interplay between WM capacity and

the segmental structure of the remembered events. Although our main findings were in line with our conceptualization and consistent across two experiments, some limitations should be acknowledged. First, we evaluated global WM capacity and in future studies it would be interesting to further investigate the specific role of WM sub-processes in the temporal compression of events in episodic memory. Another limitation of our results is that they do not allow us to determine whether WM determines the temporal compression of events in episodic memory during the encoding or retrieval of events, or both. Future studies are needed to investigate the role of WM at these different phases of episodic memory processing. In addition, since participants did not segment the videos, we had no means to know the number and duration of segments they identified during event perception. Future studies including a segmentation task would be useful to evaluate if the relation between WM capacity and temporal compression is mediated (at least partially) by individual differences in segmentation ability. Finally, in our two experiments, we manipulated the average number of normative EBs included in the videos, but the temporal distance between EBs was not controlled (although, because the duration of the videos was constant, videos that included a higher number of EBs also included EBs that were on average closer in time). Future studies could specifically manipulate the duration of the sub-events to be remembered. This would enable to further characterize how WM determines the duration up to which event models can be remembered without loss of temporal resolution.

Conclusion

This study sheds a first light on the contribution of WM to the temporal compression of daily life events in episodic memory. We showed that the role of WM capacity depends on the segmental structure of the to-be-remembered events. When individuals have to remember events composed of a small number of long sub-events, high WM capacity allows for more complete remembering of event unfolding and thus lowers temporal compression rates. Nevertheless, WM capacity seems less important when events can be more easily decomposed into sub-events. Further studies need to specify the exact mechanisms of the influence of WM on the temporal compression of information in episodic memory.

Supplementary Materials

Additional information about sample characteristics

We used an ID filter implemented in Prolific to ensure that participants who were recruited for Experiment 1 would not be allowed to take part in Experiment 2.

Sample characteristics: Experiment 1

The number of studies participants had previously successfully completed on Prolific, the number of studies from which they were rejected, their approval rate, and the time they took to complete the experiment are shown in Table S1. The nationality of participants is shown on Figure S1.

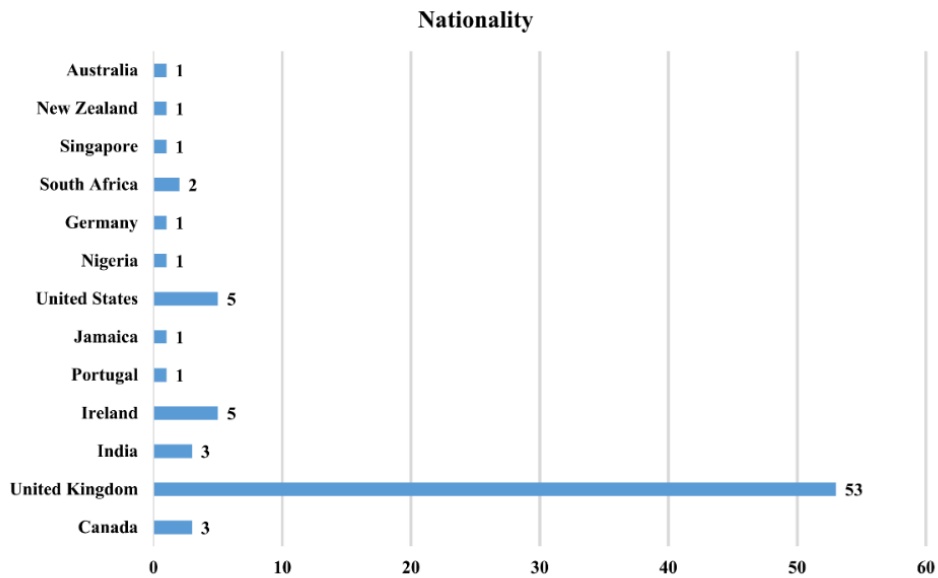
Table S1

Supplementary information about participants included in Experiment 1 (n = 78)

	Number of approvals	Number of rejections	Prolific scores	Time taken (minutes)
Min	21	0	96	39.18
Q1	137.25	0	100	58
Median	291	1	100	67.63
Q3	568.25	2.75	100	79.71
Max	2079	13	100	115

Figure S1

Nationality of participants included in Experiment 1



Sample characteristics: Experiment 2

The number of studies participants had previously successfully completed on Prolific, the number of studies from which they were rejected, their approval rate, and the time they took to complete the experiment are shown in Table S2. The nationality of participants is shown on Figure S2.

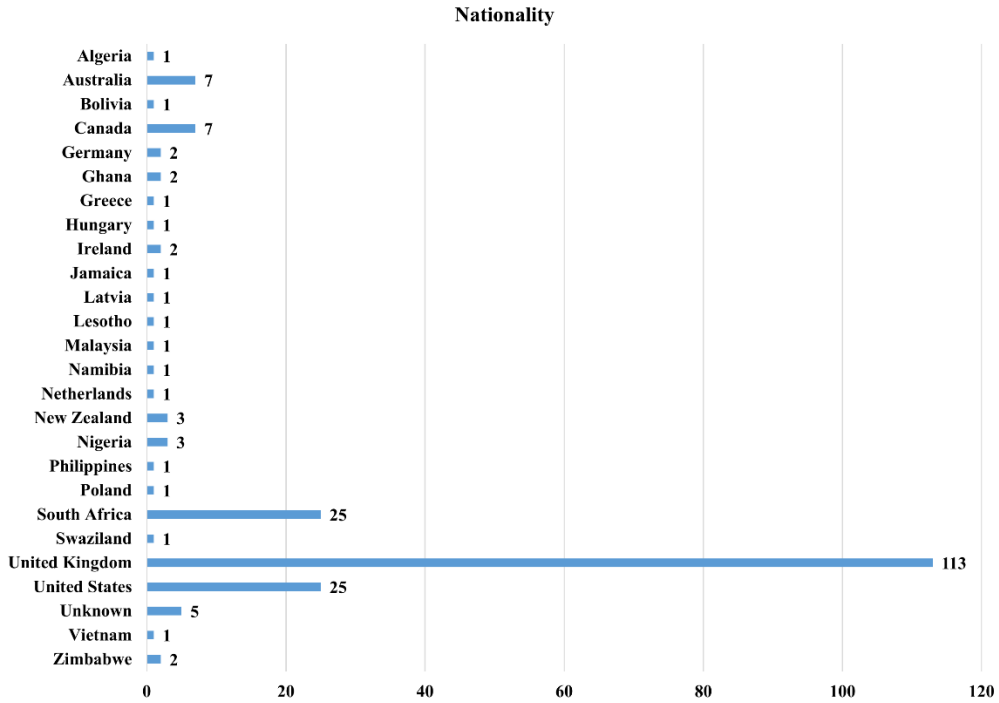
Table S2

Supplementary information about participants included in Experiment 2 (n = 210)

	<i>Number of approvals</i>	<i>Number of rejections</i>	<i>Prolific scores</i>	<i>Time taken (minutes)</i>
Min	18	0	87	43.17
Q1	103	0	100	56.68
Median	208.5	1	100	66.65
Q3	447.75	2	100	83
Max	3526	20	100	145

Figure S2

Nationality of participants included in Experiment 2



Supplementary information about video stimuli

Stimuli used in Experiments 1 and 2 were edited based on the same eight videos showing people engaged in daily life activities (see Figure S3). These had previously been used in studies on event segmentation (e.g., Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013). Data from these previous studies enabled us to create 40-s videos depicting events with either a high or a low number of normative event boundaries (EBs; see Table 3).

Figure S3

Daily life activities depicted in the eight basic videos



Note. From left to right: a woman washing her car (432s), a woman preparing breakfast (329s), a man gardening (353 s), a man photocopying the pages of a book (348s), a man sweeping a room (329s), a lady setting up a tent (379s), a man changing the tire of his car (342s), a man preparing a livingroom for a birthday party (378s).

Table S3

Supplementary information about the normative segmentation data of the selected 40-s videos

Experiment 1								
	Washing car	Breakfast	Gardening	Photocopying	Sweeping	Tent	Tire	Party
Number of participants in the norm	40	42	42	28	28	67	28	42
Number of normative EBs	1.65	4.62	8.17	5	5.8	2.18	3.79	5.24
Density of EBs	Low	Low	High	High	High	Low	High	Low
Experiment 2								
	Washing car	Breakfast	Gardening	Photocopying	Sweeping	Tent	Tire	Party
Number of participants in the norm	40	42	42	28	28	67	28	42
Number of normative EBs	1	8.5	4.26	5	5.8	6	0.7	8.45
Density of EBs	Low	High	Low	High	High	High	Low	Low

Note. The number of normative EBs was computed by dividing the total number of EBs identified in the videos during previous studies by the number of participants who performed the segmentation task. In Experiment 2, despite the high number of keypresses, the party video was selected as a low EBs stimulus because the keypresses refer to the repetition of the same action (i.e., a man putting a plate on the table).

Additional information about the complex span tasks

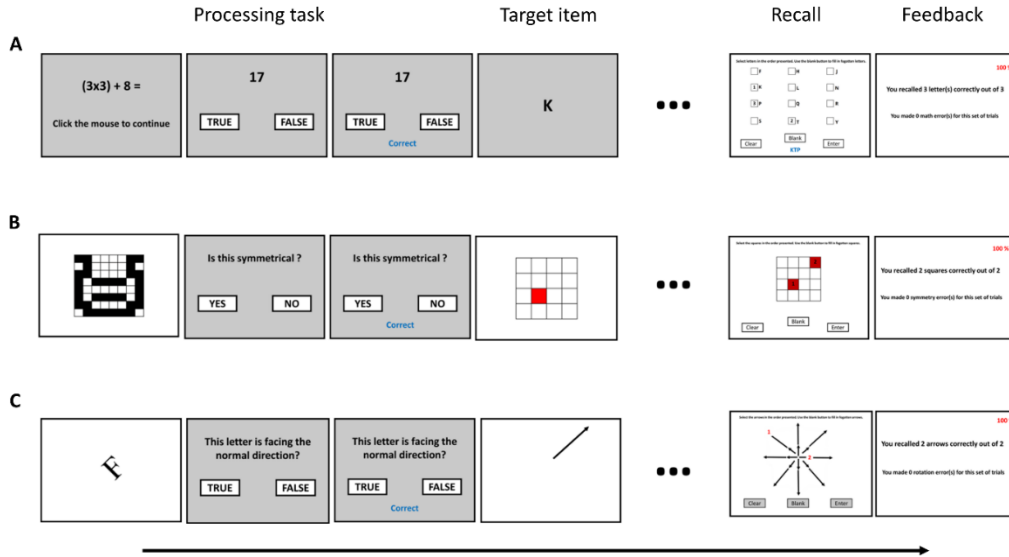
The unfolding of the trials was similar across the three tasks (OSpan, SymSpan, RotSpan). First, participants were presented with a problem from the processing task and were instructed to solve it as quickly as possible (and to click on the mouse as soon as it was done; this step must be completed within a limited time window; see Methods). Then, they gave their answer and immediately received a feedback. Immediately after, one of the items they had to memorize was briefly displayed. A new problem then appeared on the screen and so on. At recall, participants were asked to select the items they were presented with, in the order they were presented. They were provided with a "Blank" button to indicate that they remembered seeing an item but did not know which one and a "Clear" button for modifying their answers. After recall, they received a feedback on how many items they correctly recalled and how many errors they made during the processing problems. Immediately afterwards, the next trial began. The specificities of each task are shown in Figure S4.

Before each task, participants received built-in standardized instructions. Then, they received a practice session consisting of three parts. First, they were trained on the "storage" part alone, then on the "processing" part alone. During these first two parts, they received feedback after each answer they gave. Finally, they had to perform a series of trials including both the "storage" and the "processing" parts (as in the main task).

During the "processing only" part of the training, participants' response times were recorded. During the processing part of the main task, participants had to systematically give their answers within a defined time window (to minimize opportunities to refresh the to-be-remembered items). The upper limit of this time window was individualized for each participant and corresponded to the participant's average response time during the last part of the training + 2.5 *SDs*.

Figure S4

Unfolding of a trial in the three complex span tasks



Note. **Panel A:** Operation span. Participants first see a math problem (parenthetical multiplication or division problem, followed by a number to add or subtract from the product or dividend ; e.g., $(3 \times 3) + 8 = ?$; all terms and signs are randomly selected). Then, a digit (e.g., 3) is presented and the participants are required to click either a "true" or "false" box to indicate whether the number presented is the correct solution to the problem they saw just before. After receiving feedback on their response, they are presented with a letter for 1 s (consonant; written in Arial font, size 28). Then, another math problem is displayed and so on. At recall, a 4 x 3 matrix of letters (F, H, J, K, L, N, P, Q, R, S, T, and Y; i.e., the 12 letters used in the task) is displayed. Participants must select the letters they have seen, in the correct order, by checking the boxes next to them. **Panel B:** Symmetry span. During the processing task, an 8 x 8 matrix is presented with some squares filled with black. Then, participants have to judge whether the black-square design is symmetric along its vertical axis by clicking on either a "yes" or "no" box. Next, a 4 x 4 array with one cell filled with red is displayed for 650 ms. At recall, participants have to click on the cells of an empty matrix to reproduce the sequence of red square locations in the order they appeared during the previous presentations. **Panel C:** Rotation Span. The processing task starts with the presentation of a normal or mirror-reversed G, F, R, J or L rotated at 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, or 315°. Then, participants must indicate whether the letter was in the normal orientation or mirror reversed (by clicking either on a "yes" or a "no" box). After that, a short or long arrow pointing in one of eight directions is displayed for 650 ms. At recall, participants are presented with eight short and eight long arrows radiating from the center of the screen. Participants have to recall all of the arrows from the preceding displays, in the order they appeared, by clicking on their head.

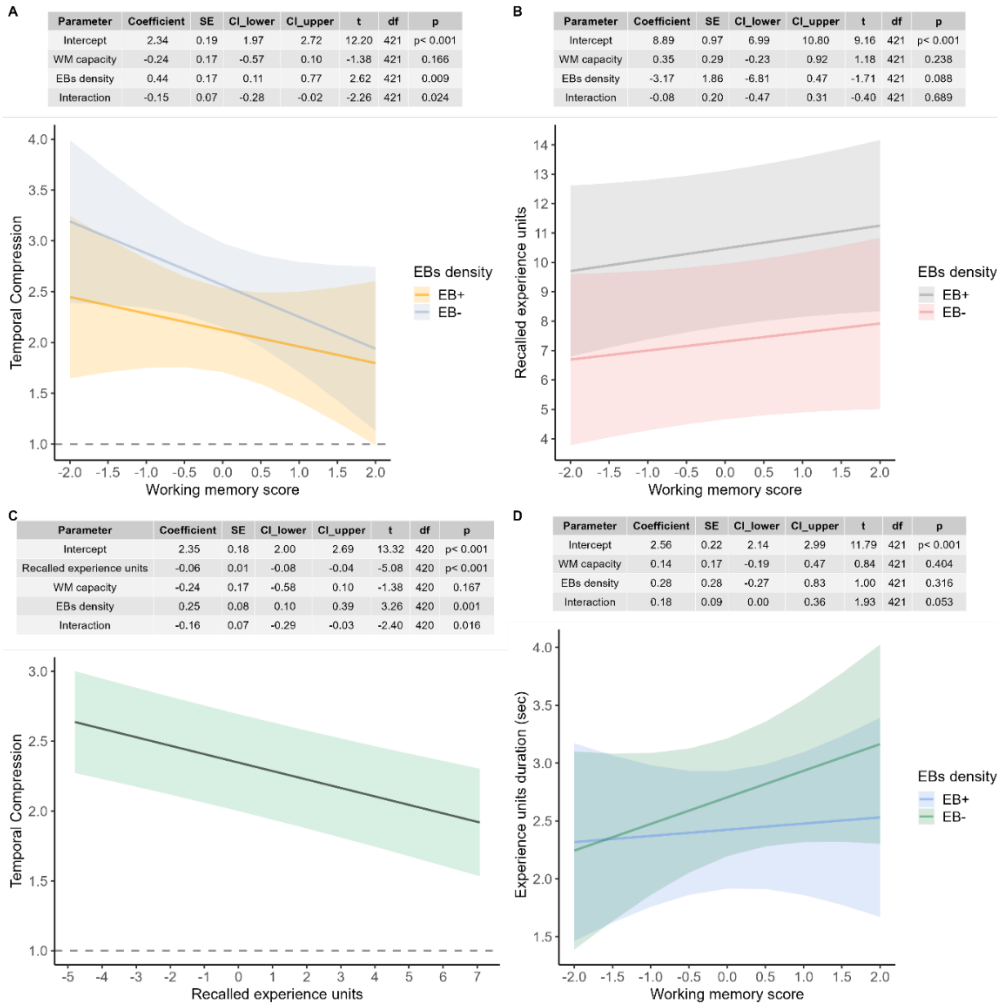
Processing accuracy criteria in the WM tasks

When using complex span tasks to evaluate WM capacity, it is usually recommended to exclude participants who show poor performance on the processing part of the tasks (to avoid including participants who neglected the processing part of the tasks; A.R.A. Conway et al., 2005). A common approach is to exclude participants who scored below 85% of accuracy (Redick et al., 2012; Unsworth et al., 2005), which is what we had planned to do when pre-registering the study. However, Gonthier et al. (2016) argued that this criterion is too severe and its application to our sample would have led the exclusion of more than 25% of the data. Thus, following the approach of Gonthier et al. (2016), we decided to only exclude participants whose processing accuracy was below the fifth lower percentile of the sample for one of the three tasks (see the *Method* section).

To ensure that the relations we observed between our variables of interest were not dependent on the chosen exclusion criterion, we also performed our main analyses (for the two experiments) with a dataset including only participants who scored above 85% on the processing parts of the three tasks. The results were similar to those reported in the main text (for Experiment 1, see Figure S5; for Experiment 2 see Figure S6).

Figure S5

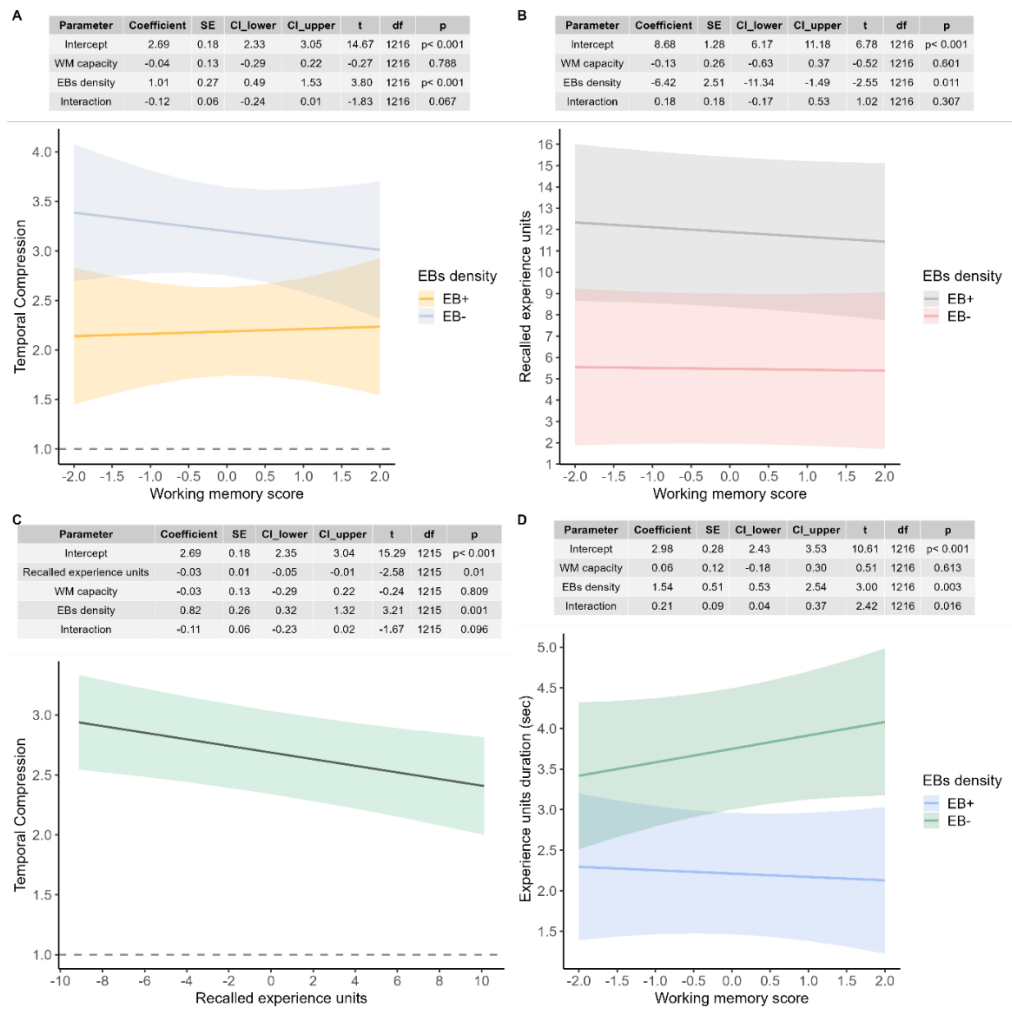
Results for the main analyses of Experiment 1 when including only participants who scored above 85% for the processing part of each of the three complex span tasks (N participants = 56, N observations = 425)



Note. **A.** Prediction of temporal compression by WM capacity for high and low EBs density videos. **B.** Prediction of the number of recalled experience units by WM capacity for high and low EBs density videos. **C.** Prediction of temporal compression by the number of recalled experience units. **D.** Prediction of remembered experience units duration by WM capacity, for high and low EBs density videos.

Figure S6

Results for the main analyses of Experiment 2 when including only participants who scored above 85% for the processing part of each of the three complex span tasks (N participants = 166, N observations = 1220)



Note. **A.** Prediction of temporal compression by WM capacity for high and low EBs density videos. **B.** Prediction of the number of recalled experience units by WM capacity for high and low EBs density videos. **C.** Prediction of temporal compression by the number of recalled experience units. **D.** Prediction of remembered experience units duration by WM capacity, for high and low EBs density videos.

Inter-rater agreement

Experiment 1

Following guidelines proposed by Hallgren (2012) and Koo & Li (2016), inter-rater reliability was assessed with a *two-way agreement ICC* (single rater, *average-measures*; (McGraw & Wong, 1996; Shrout & Fleiss, 1979). The resulting *ICC* was 0.93 (95% *CI* [0.90, 0.95]). Nevertheless, the number of recalled experience units was not normally distributed. We thus computed a non-parametric agreement index (binomial proportions test; Bland & Altman, 1999), which indicated that the difference between the two raters was equal or inferior to one experience unit in 86.67% of the cases (95% *CI* [79.34, 91.67]). We further inspected the agreement between the two raters through a Bland-Altman analysis (Giavarina, 2015). We looked for the presence of potential fixed bias, or, in other words, systematic variations in the differences between the number of experience units identified by the first and the second rater as a function of the number of recalled experience units (computed by averaging estimations of the two raters). There was no notable bias.

Experiment 2

Again we had good inter-rater agreement for the scoring of the number of recalled experience units (*ICC* = 0.96, 95% *CI* [0.94, 0.97], robust agreement = 0.80, 95% *CI* [0.76, 0.84]). The Bland-Altman analysis did not reveal any substantial bias.

R packages

The R project dependencies were managed with renv version 0.17.3 (Ushey & Wickham, 2023). Data formatting and pre-processing were performed with the help of the dplyr package (v1.0.5; Wickham et al., 2021).

Internal consistency/reliability measures were computed with the psych package (v2.3.6; Revelle, 2023).

Regarding inter-rater agreement, *ICCs* were computed with the package irr (v0.84.1; Gamer et al., 2019) and the non-parametric agreement indices with the package SimplyAgree (v0.1.2; Caldwell, 2022).

Robust linear mixed-effects models were fitted with the robustlmm package (v2.4.4, Koller, 2016). *CI*s and *p-values* associated with fixed effects coefficients, as well as models' *R*²s, were computed with functions from the packages parameters (v0.13.0; Lüdtke et al., 2020) and performance (v0.7.1; Lüdtke et al., 2021). For each model, we extracted estimated marginal means, estimated marginal slopes and their standard errors with the package emmeans (v1.6.3; Lenth, 2016). Extraction of models' estimates across different values of manipulated variables (and their asymptotic 95% *CI*s) was done with the effects package (v4.2.0; J. Fox & Weisberg, 2019).

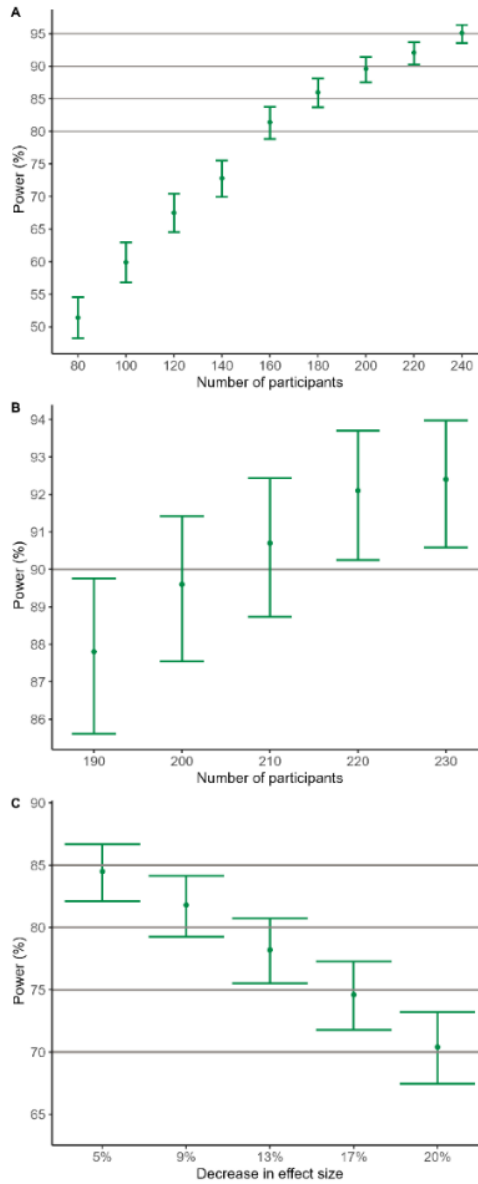
Tables were made with the packages insight (v0.14.15; Lüdtke et al., 2019), flextable (v0.9.1; Gohel & Skintzos, 2023) and rempsyc (v0.1.1; Thériault, 2023). Figures were made with the packages ggplot2 (v3.3.5; Wickham, 2016), gridExtra (v2.3; Auguie, 2017) and ggpubr (v0.4.0; Kassambara, 2020).

Power analyses for Experiment 2

The sample size of Experiment 2 was estimated a priori using the R package simr (v1.0.5; Green & MacLeod, 2016; Kumle et al., 2021). We used data from Experiment 1 to run Monte-Carlo simulations (Brysbaert & Stevens, 2018; DeBruine & Barr, 2021) in order to estimate the power we would have for the detection of the interaction between WM capacity and EBs density in the prediction of temporal compression across a range of sample sizes (between 80 and 240 participants). The estimated power (and its 95% *CI*) for each sample size is reported on Figure S7 (panels A and B). We also conducted a sensitivity analysis. With a sample size fixed at 210 participants, we estimated the power we would have for the detection of an interaction, with an effect size from 5% to 20% smaller than the one observed in Experiment 1 (Figure S7C).

Figure S7

Power curves for the detection of the interaction between WM capacity and EBs density in the prediction of temporal compression (based on 1000 simulations)



Note. **A.** estimates of statistical power (and its 95% CI) across a range of sample sizes (ranging from 80 to 240 participants). **B.** estimates for sample sizes ranging from 190 to 230 participants (zoom on the panel A). **C.** estimates of the statistical power achievable with a sample size of 210 participants and an effect size from 5% to 20% smaller than the one obtained in Experiment 1.

Descriptive statistics

Descriptive statistics for each WM task and outcome variables are shown in Tables S4 and S5 (for Experiment 1) and Tables S7 and S8 (for Experiment 2). A detailed distributional plot for each outcome variable is displayed in Figure S8 for Experiment 1 and S10 for Experiment 2. In Tables S6 (for Experiment 1) and S9 (for Experiment 2), we report correlations between all variables involved in the statistical analyses. Finally, Figures S9 (for Experiment 1) and S11 (for Experiment 2) show the distribution of the differences of temporal compression rates between EB+ and EB- stimuli as a function of participants' WM score.

Table S4

Descriptive statistics regarding WM tasks and correlations between them (Experiment 1)

Span Tasks	Descriptive statistics					Correlations (Pearson's r)		
	N	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Ospan	RotSpan	SymSpan
Ospan	78	19.63	5.21	-1.60	2.71			0.34
SymSpan	78	10.37	2.67	-0.37	-0.48		0.50	
RotSpan	78	9.24	3.25	-0.33	-0.95	0.17		

Table S5

Descriptive statistics for outcome variables (Experiment 1)


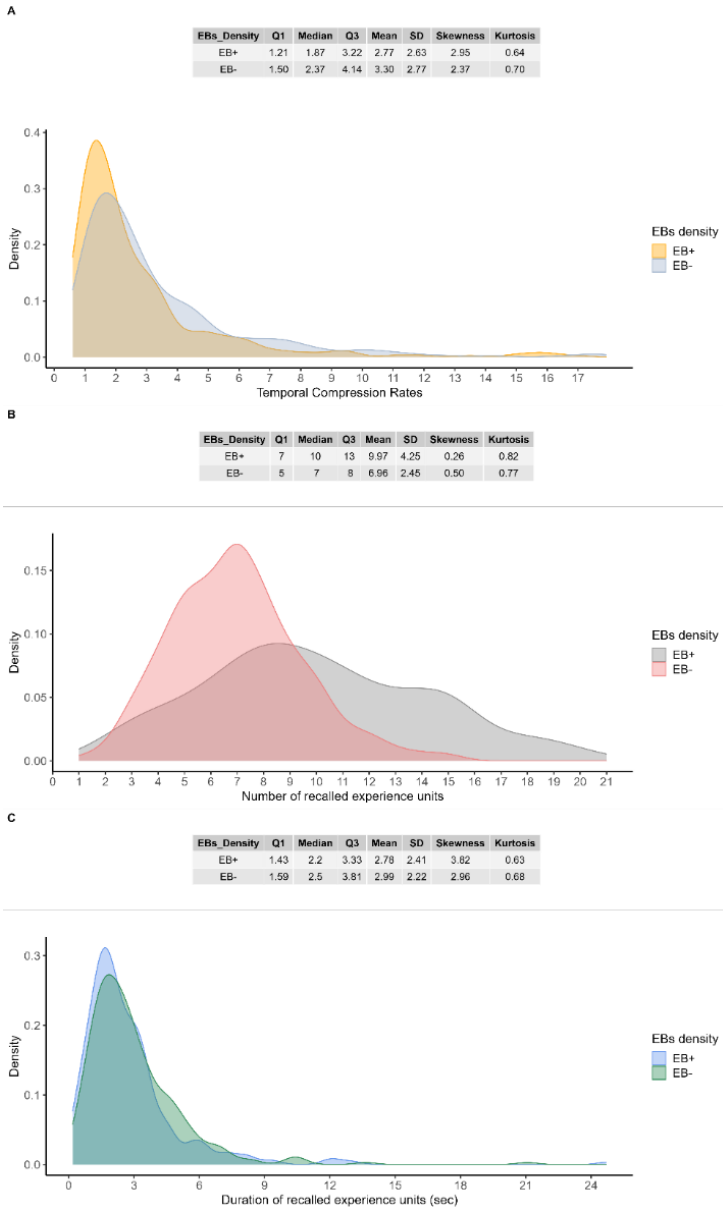
Outcome	N	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Distribution
TCR	78	3.19	2.60	2.44	7.07	
Recalled experience units	78	8.47	2.24	-0.06	-0.74	
Recalled experience units duration	78	2.84	1.74	1.72	3.83	

Figure S8

Density plot and descriptive statistics for the three outcome variables (Experiment 1). Values are reported separately for each EBs density



Note. **A.** Temporal compression rates. **B.** The number of recalled experience units. **C.** The duration of recalled experience units. Skewness and Geary’s kurtosis measures (Borroni & De Capitani, 2022; Geary, 1936) were computed with the package moments (v0.14.1; Komsta & Novomestky, 2022).

Table S6

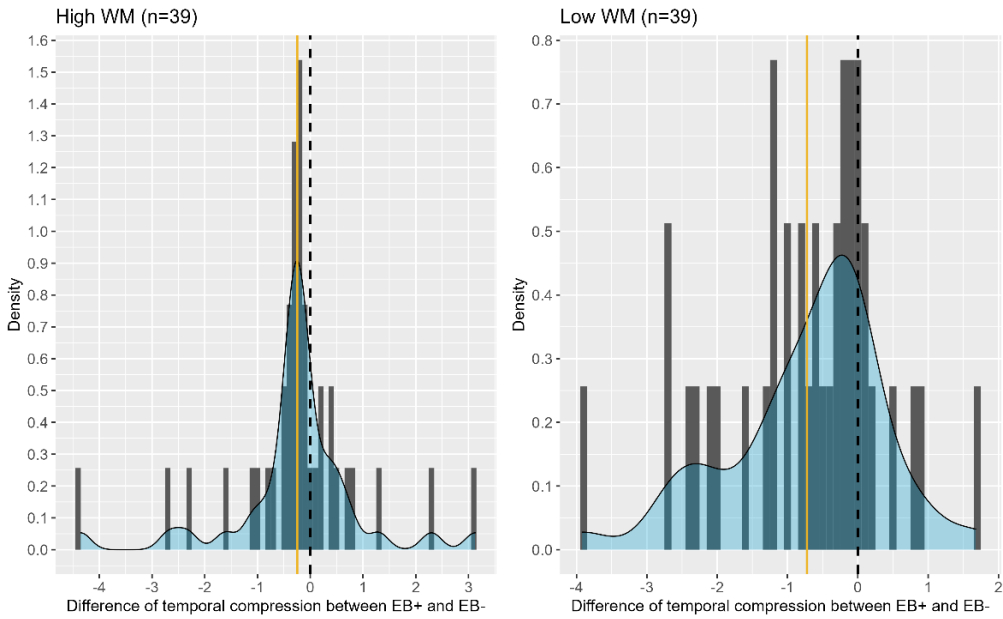
Correlation matrices for Experiment 1

Correlations between WM scores and the three outcome variables for EB- stimuli (Spearman's rho)				
	TCR	Recalled experience units	Recalled experience units duration	WM Score
TCR	1.00	-0.31	-0.87	-0.25
Recalled experience units	-0.31	1.00	-0.09	0.28
Recalled experience units duration	-0.87	-0.09	1.00	0.12
WM Score	-0.25	0.28	0.12	1.00

Correlations between WM scores and the three outcome variables for EB+ stimuli (Spearman's rho).				
	TCR	Recalled experience units	Recalled experience units duration	WM Score
TCR	1.00	-0.28	-0.77	-0.16
Recalled experience units	-0.28	1.00	-0.28	0.25
Recalled experience units duration	-0.77	-0.28	1.00	-0.01
WM Score	-0.16	0.25	-0.01	1.00

Figure S9

Density plots representing the distribution of the differences of temporal compression between EB+ and EB- stimuli (at the subject level; Experiment 1)



Note. The golden line represents the average difference. **A.** participants whose WM score was above the sample median. **B.** participants whose WM score was below the sample median.

Table S7

Descriptive statistics regarding WM tasks and correlations between them (Experiment 2)

Span Tasks	Descriptive Statistics					Correlations (Pearson's <i>r</i>)		
	N	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Ospan	RotSpan	SymSpan
Ospan	210	20.03	4.54	-1.07	1.02			0.31
SymSpan	210	9.93	3.04	-0.63	0.14		0.53	
RotSpan	210	9.60	2.98	-0.38	-0.41	0.33		

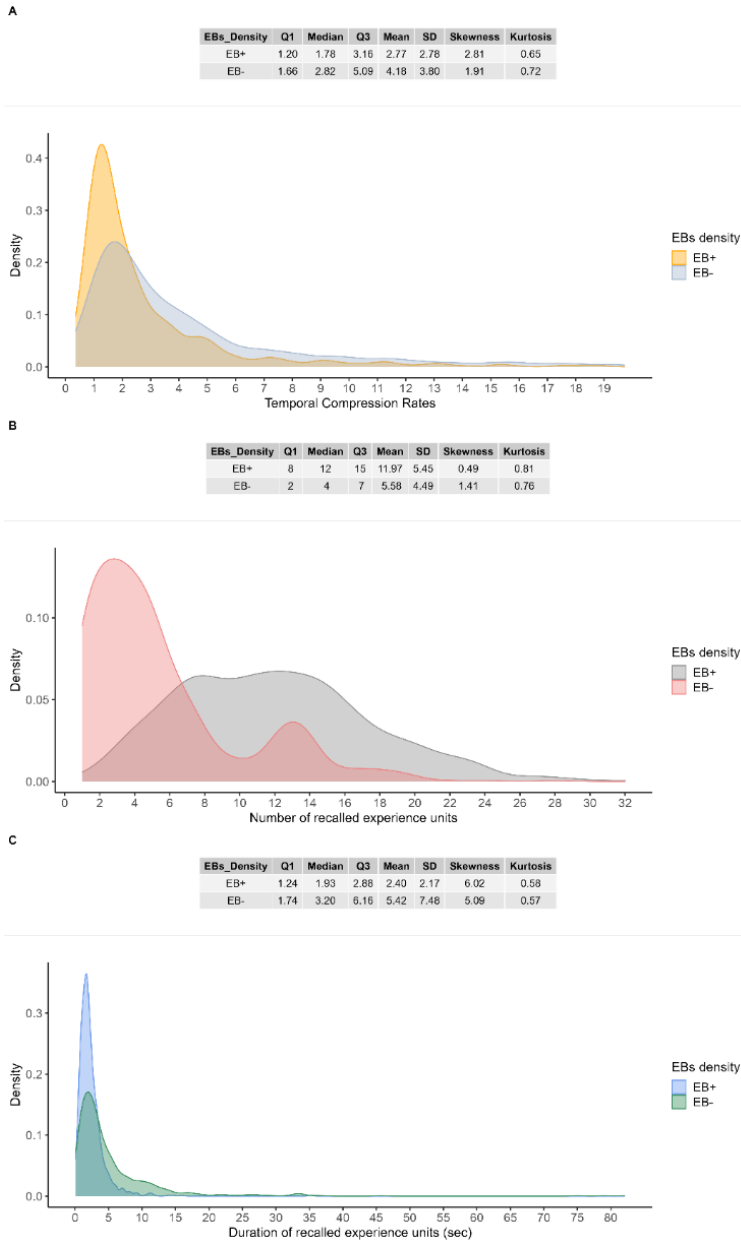
Table S8

Descriptive statistics for outcome variables (Experiment 2)

Outcome	N	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Distribution
TCR	210	3.61	2.75	1.71	3.26	
Recalled experience units	210	8.76	3.21	0.47	0.52	
Recalled experience units duration	210	3.93	3.26	2.60	8.81	

Figure S10

Density plot and descriptive statistics for the three outcome variables (Experiment 2). Values are reported separately for each EBs density



Note. **A.** Temporal compression rates. **B.** The number of recalled experience units. **(C)** The duration of recalled experience units.

Table S9

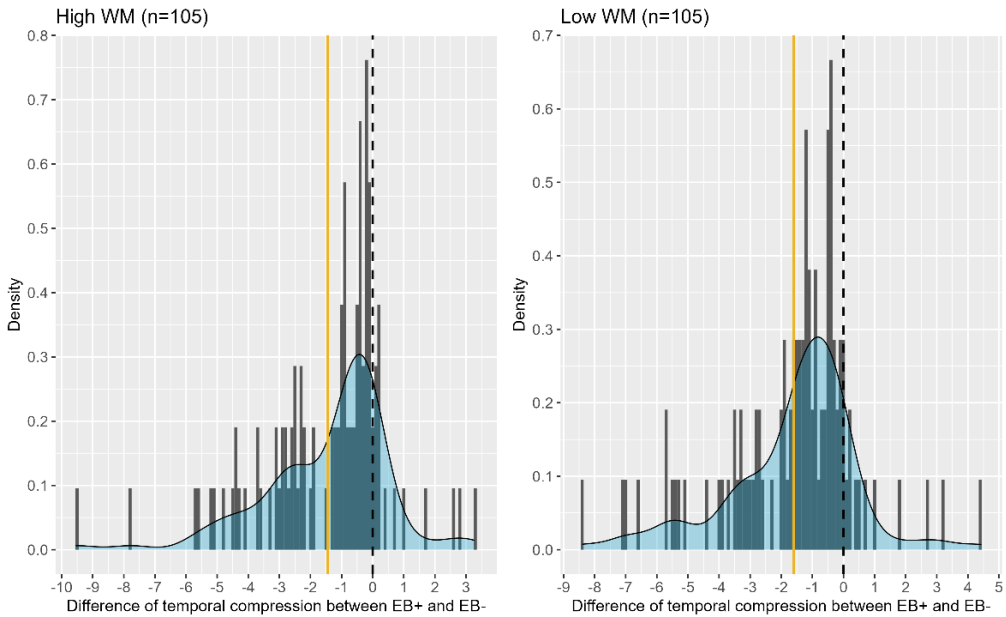
Correlation matrices for Experiment 2

Correlations between WM scores and the three outcome variables for EB- stimuli (Spearman's rho)				
	TCR	Recalled experience units	Recalled experience units duration	WM Score
TCR	1.00	-0.27	-0.67	-0.07
Recalled experience units	-0.27	1.00	-0.36	-0.05
Recalled experience units duration	-0.67	-0.36	1.00	0.10
WM Score	-0.07	-0.05	0.10	1.00

Correlations between WM scores and the three outcome variables for EB+ stimuli (Spearman's rho)				
	TCR	Recalled experience units	Recalled experience units duration	WM Score
TCR	1.00	-0.44	-0.70	-0.04
Recalled experience units	-0.44	1.00	-0.18	-0.01
Recalled experience units duration	-0.70	-0.18	1.00	-0.02
WM Score	-0.04	-0.01	-0.02	1.00

Figure S11

Density plots representing the distribution of the differences of temporal compression between EB+ and EB- stimuli (at the subject level; Experiment 2)



Note. The golden line represents the average difference. **A.** participants whose WM score was above the sample median. **B.** participants whose WM score was below the sample median.

Étude II. The role of working memory in encoding the temporal structure of events in episodic memory: Evidence from a dual-task paradigm

Nathan Leroy, Steve Majerus, Arnaud D'Argembeau

Abstract

Naturalistic events are represented in episodic memory as sequences of experience units (i.e., segments of prior experience) that are separated by temporal discontinuities, so that events are temporally compressed during memory replay. In the current study, we aimed to shed light on the interplay between the segmental structure of events and working memory (WM) resources in shaping this temporal structure of episodic memories. Participants watched a series of 1-min videos that contained many or few event boundaries (EBs), while for half of the videos, a concurrent task was simultaneously performed to reduce the availability of WM resources. After each video, the time needed to mentally replay the events was measured, and then the content of memories was verbally described. Results showed that the number of recalled experience units was higher for videos that contained many EBs, leading to a lower temporal compression rate. In addition, the number of recalled experience units was lower when a concurrent task was performed during event perception, particularly for videos that contained many EBs. These results suggest that the segmental structure of events and WM both play a role in the formation of experience units that constitute episodic memories, thereby determining the temporal compression of events.

Keywords: Temporal compression, event, memory encoding, working memory.

Declarations

Authors Note

Nathan Leroy, <https://orcid.org/0000-0003-2211-1345>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Steve Majerus, <https://orcid.org/0000-0002-8206-8097>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Arnaud D'Argembeau, <https://orcid.org/0000-0003-3618-9768>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium.

Nathan Leroy is a doctoral researcher at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium. Arnaud D'Argembeau is a Research Director at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium.

Correspondence concerning this article should be addressed to Nathan Leroy, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Place des Orateurs 1 (B33), 4000 Liège, Belgium. E-mail: nathan.leroy@uliege.be.

Author contributions

Nathan Leroy: Conceptualization, Methodology, Data curation, Formal analysis, Writing - original draft. Steve Majerus: Methodology, Supervision, Writing - review & editing. Arnaud D'Argembeau: Conceptualization, Methodology, Supervision, Writing - original draft.

Transparency and openness

The design of this study, the analysis plan, and all hypotheses were preregistered on the Open Science Framework (osf.io/pxujv). We report how we determined our sample size, all data exclusions, transformations, and all measures. All data, analysis scripts, and research materials are available at osf.io/ftdnz.

Declaration of interest

None.

Introduction

Episodic memory allows us to mentally re-experience events from our past. However, our memories are not replicas of prior experiences but instead summary representations of events. When mentally replaying an event, we often experience a succession of moments or slices of prior experience (called experience units; M.A. Conway, 2009; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020) that includes temporal discontinuities (i.e., some segments of prior experience are not represented). As a result of these temporal gaps, the time needed to mentally replay an event is typically shorter than its actual duration, a phenomenon referred to as the temporal compression of events in episodic memory (Jeunehomme et al., 2018).

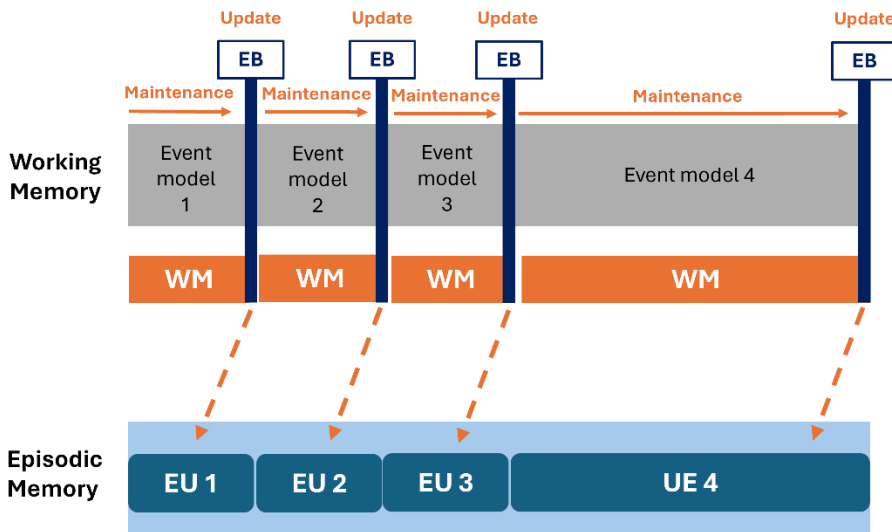
An emerging body of research has started to explore the factors determining rates of temporal compression in episodic memory (for a review, see D'Argembeau et al., 2022). These studies highlight two main elements. First, temporal compression depends on the density of recalled experience units: the greater the number of experience units recalled per unit of time of the original event, the lower the temporal compression (Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Leroy et al., 2024a). Second, the density of recalled experience units is related to the segmental structure of events, notably the density of event boundaries that people identify in the sensory stream (i.e., moments perceived as the end of one sub-event and the beginning of another; (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Leroy et al., 2024a; Sargent et al., 2013). However, the cognitive mechanisms underlying the creation of experience units in episodic memory, and the interplay between these mechanisms and event structure, remain poorly understood. Recent studies suggest that working memory (WM) could be a central piece of the puzzle (Jafarpour et al., 2022; Leroy et al., 2024a). According to event segmentation theory (Kurby & Zacks, 2008; Richmond & Zacks, 2017; Zacks, 2020), we constantly segment the continuous flow of experience into meaningful units (e.g., events such as pouring coffee, photocopying a document, writing an email, and so on). These events are temporally delimited by the perception of event boundaries (EBs), which are triggered by significant shifts in the physical or conceptual features of the situation (e.g., entering a new room or moving on to another topic in a conversation). Between EBs, WM enables the construction and maintenance of a mental model of the current situation (i.e., an event model representing “what is happening now”) while continuously processing incoming information (Richmond & Zacks, 2017). When an EB is perceived, the current event model is updated and integrated in the episodic memory representation of the ongoing sequence of events—an experience unit is created in episodic memory on the basis of WM content (Bird, 2020; Leroy et al., 2024a, 2024b; Loschky et al., 2020; Zacks, 2020).

Following this view on the role of event segmentation in memory, for a given event, the number and duration of experience units that are encoded in episodic memory (which determine temporal compression) may depend on the event segmental structure (the density of EBs), as well as the WM resources available during event perception (see Figure 1). First, identifying EBs at relevant moments of an event enables a better encoding of its unfolding (Zacks, 2020), and evidence suggests that this ability to efficiently identify EBs relies on WM (Jafarpour et al., 2022; Sargent et al., 2013). Therefore, when WM resources are less available, fewer experience units

may be encoded in memory. Second, a reduction of available WM resources may impair the accumulation of information in WM between successive event model updates (i.e., between EBs), leading to the formation of shorter experience units. The formation fewer and shorter experience units in episodic memory would then lead to a higher temporal compression when events are mentally replayed (because a smaller proportion of their course is represented in memory).

Figure 1

Hypothetical role of WM in the encoding of experience units in episodic memory



Note. During ongoing experience, people maintain an active representation of “what’s happening now” (an event model) in WM. Each time they perceive an event boundary (EB), this event model is updated and transferred to episodic memory in the form of an experience unit. WM may contribute to this encoding process in two ways. First, WM may play a role in the segmentation process (i.e., the efficient identification of EBs), which then determines the number of experience units created for a given event. Second, WM may influence the duration of experience units by determining the quantity of information that can be retained and integrated as a single unit between event model updates.

The aim of the present study was to shed light on this possible interplay between the segmental structure of events and WM resources in shaping the temporal compression of episodic memories. To investigate this question, we asked participants to watch a series of 1-min movie clips (showing people engaged in daily life activities) while the availability of WM resources was manipulated by simultaneously performing or not performing a concurrent task. In addition, we manipulated the segmental structure of events by using videos that included a high or low density of EBs. After each video, participants had to mentally replay its unfolding (allowing us to estimate temporal compression) and then to write down the content of their mental replay. We hypothesized that the representation of events in memory would be shaped both by their normative segmentation and by the amount of WM resources available during their perception.

If the formation of experience units constituting the memory representation of events is initiated by the perception of EBs, participants should recall more experience units for videos containing many EBs compared to videos containing few EBs. Then, temporal compression should be negatively associated with the number of units recalled, and thus be lower for videos containing more EBs. In addition, if the formation of experience units relies on WM processes taking place during event perception, participants should recall fewer and shorter experience units for trials involving a concurrent WM task compared to trials without a concurrent task. This, in turn, would result in shorter mental replay durations and thus higher temporal compression rates. However, it is possible that the reduction of WM resources during encoding leads to the formation of less structured memory representations, making the retrieval of experience units more difficult, and thus increasing the time needed to mentally replay each unit. To disentangle these two hypotheses, we not only assessed the effect on WM condition on temporal compression rates (i.e., the ratio between video duration and the duration of its mental replay), but also on estimates of the time needed to remember each experience unit (i.e., the total duration of memory replay divided by the number of recalled units). If the second hypothesis is correct, working memory load should reduce the number of recalled experience units (and increase compression rates), but increase the time needed to remember each unit.

We also expected to observe an interaction between WM load and the segmental structure of events. To the extent that the ability to perceive relevant EBs—which facilitates the creation of experience units in episodic memory—is associated with WM capacity (Sargent et al., 2013), the effect of EBs density on our measures of interest should be reduced by the realization of the concurrent task. Or, put another way, the effect of WM load on memory measures should be more pronounced for events that include a higher density of normative EBs.

Methods

Participants

Sixty healthy young adults (30 males, 28 females, 2 undefined) aged between 18 and 35 ($M = 21.67$, $SD = 3.20$) participated in this study. To be included, participants had to be fluent in French and not be taking medication that could affect their ability to concentrate, or have a history of psychiatric, psychological or neurological disorders. All participants provided written informed consent, and the study was approved by the ethics committee of the Faculty of Psychology of the University of Liège (ref. 2021-088).

The sample size of the study was determined as follows. First, we conducted a pilot study (using the same paradigm as the present study)¹⁸ with 44 participants, a sample size that was determined a priori using G*Power 3 (Faul et al., 2007) to have a statistical power of 0.90 (with an alpha of .05, two-tailed) to detect within-participant differences (using a paired t -test) with a medium effect size ($d = 0.50$). As there was an interaction between the concurrent task and the segmental structure of events in predicting the number of recalled experience units (i.e., a more pronounced effect of WM load on the number of recalled experience units when EBs density was high), which was not considered in our initial power analysis, we decided to conduct another study with an appropriate sample size to replicate this interaction. This sample size was determined using a simulation approach with mixed-effects models, using data from the pilot study (DeBruine & Barr, 2021). This analysis revealed that a sample size of 60 participants would provide us with a statistical power of 0.90 (with an alpha of .05, two-tailed) for the replication of all the significant effects observed in the pilot study (including the interaction of interest). All the codes and simulated data are available at osf.io/ftdnz. None of the 60 participants recruited for the main study took part in the pilot study.

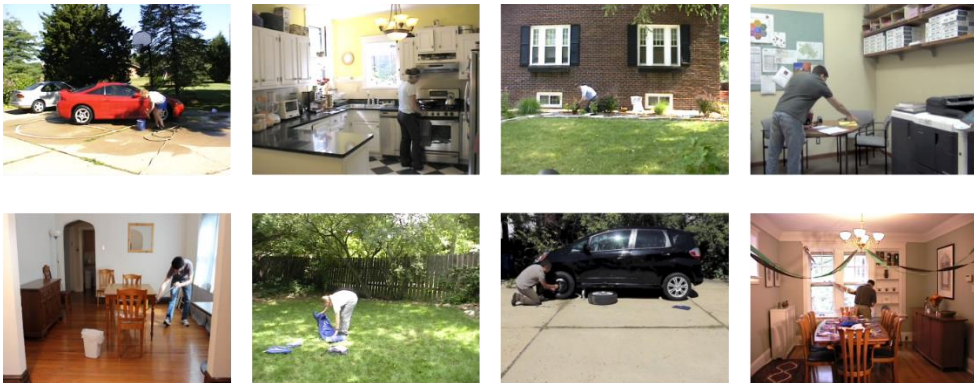
¹⁸ All the data and analyses scripts associated with this pilot study are available at osf.io/ftdnz.

Materials

Sixteen 1-min videos were used in this study, with half of them including a high density of EBs (i.e., EB+ stimuli) and the other half a low density of EBs (i.e., EB- stimuli). These videos corresponded to segments extracted from eight movies commonly used in event segmentation studies (e.g., Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013; Zacks et al., 2011). Each of these movies shows a person performing an activity of daily life (e.g., preparing breakfast, gardening, and so on; see Figure 2). We edited our video stimuli following a procedure inspired by that of (Bangert et al., 2019). For each film, we used segmentation data from previous studies (Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013) to compute the number of normative EBs for each possible temporal window of 1 min. Then, we extracted, for each film, the 1-min interval containing the highest number of EBs and the 1-min interval containing the lower number of EBs. We took care that these did not present temporal overlaps. The average number of normative EBs was almost twice as high for EB+ videos compared to EB- videos (i.e., 9.41 EBs for EB+ videos vs. 4.72 EBs for EB- videos). Detailed information about the normative segmentation of each video and their attribution to the different types of trials are available on OSF (osf.io/ftdnz).

Figure 2

Daily life activities depicted in the eight movies



Note. From left to right: a woman washing her car (432s), a woman preparing breakfast (329s), a man gardening (353 s), a man photocopying the pages of a book (348s), a man sweeping a room (329s), a lady setting up a tent (379s), a man changing the tire of his car (342s), a man preparing a livingroom for a birthday party (378s).

Procedure

Participants were recruited through announcements on social media. At the beginning of the testing, they received an URL enabling them to perform the task on their desktop/laptop via the Gorilla platform (<https://gorilla.sc/>). Participants were asked to perform the task in a quiet and distraction-free environment. During the entire test, participants were supervised online by an experimenter using Lifesize (<https://legacy.lifesize.com/fr>).

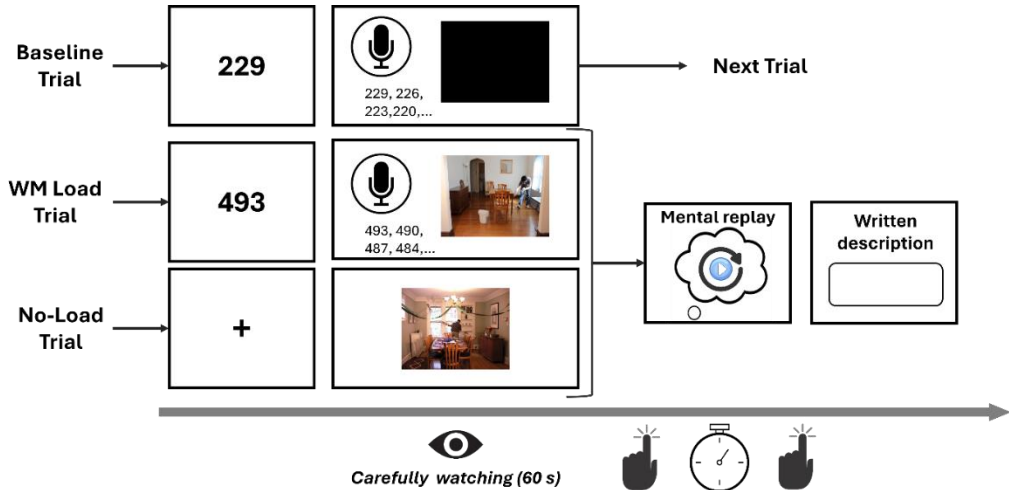
The temporal compression task included three types of trials (see Figure 3). In the "No-load" trials (eight trials, four with EB+ videos and four with EB- videos), participants simply viewed and then mentally replayed the videos. Each trial started with a fixation cross (presented during 3 s) followed by the video presentation. Participants were instructed to carefully watch the video. Immediately after the video presentation, they had to mentally replay the unfolding of the depicted events, and the time needed to do so was measured by asking participants to press the spacebar to indicate the start and end of their mental replay. Then, they had to write down, as accurately and precisely as possible, every action that came to their mind during their mental replay (they were instructed to write a single action per line). The instructions were adapted from previous studies on temporal compression (Folville et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019, 2020; Leroy et al., 2024a). The structure of the "WM load" trials (eight trials, four with EB+ videos and four EB- videos) was the same as "No-load" trials, except that a concurrent WM task was performed while watching the videos. Prior to the presentation of the video, instead of a fixation cross, participants saw a randomly generated three-digit odd number (between 201 and 999) appear on the screen (for 3 s). From this point until the end of the video, they were asked to count backwards out loud (by 3s) from the number displayed on the screen (this concurrent task was adapted from Evans & Baddeley, 2018). Participants' responses were audio recorded.

In addition to the WM load and No-load trials, we included four "baseline" trials to have a baseline measure of the subject's ability to count backwards. The procedure was the same as for the WM load condition, except that the number displayed on the screen was followed by a black rectangle (of the same size and position as the videos, displayed for 60 s) rather than a video. These trials occupied fixed positions across the task (i.e., trials 5, 10, 15 and 20) to have a baseline measure as a function of time on task (to take into account possible fatigue effects).

Before starting the experimental trials, participants first completed three practice trials, one of each type, to get familiar with the entire procedure. During the task, participants were presented with each video only once; one video from each movie (EB+ or EB-) was viewed in the WM load condition, and the other video from each movie was viewed in the No-load condition. For each movie, the assignment of the EB+ versus low EBs- videos to the WM load and No-load conditions was counterbalanced across participants. We also ensured that the average number of normative EBs did not vary between videos assigned to the WM load condition and those assigned to the No-load condition, and that the magnitude of the difference (in terms of normative EBs) between EB+ and EB- videos did not differ between WM load and No-load conditions.

Figure 3

Unfolding of the three types of trials in the temporal compression task



Note. The temporal compression task included three types of trials. The "baseline trials" assessed participants' ability to count backwards. Participants simply had to count backwards by threes while staring at a black rectangle. The "WM load trial" assessed memory for the videos (the temporal compression rate and number of recalled experience units) after participants performed a WM-engaging task (i.e., a concurrent task) during the perception of the videos. On each trial, participants saw a number appear on the screen, followed by a video. During the entire video, they had to count backwards by threes (aloud). Immediately afterwards, participants were asked to mentally replay the video (indicating the beginning and end of their recollection by pressing the space bar) and then to write down the content of their mental replay. Finally, in the "No-load" trials, memory for the videos was measured in the absence of a concurrent task during video presentation. The procedure was identical to that of the WM load trials, except that there was no counting task.

Measures

The time needed to mentally replay the videos was measured by asking participants to press the spacebar to indicate the beginning and end of their mental replay. For each trial, we computed a temporal compression rate: the ratio between the original duration of the video and the time needed to mentally replay it. A temporal compression rate of 1 indicates that the time taken to mentally replay the video was equal to its original duration, and temporal compression rates above 1 indicate the occurrence of temporal compression (e.g., a temporal compression rate of 2 means that the mental replay of the video was 2 times faster than its actual duration).

The number of experience units recalled by participants was quantified based on the written descriptions of their mental replay. We used a scoring system developed by Schwartz et al. (1991), the “Action Coding System”, which is frequently used in studies on event segmentation and memory (e.g., Sargent et al., 2013; M.E. Smith et al., 2020; Y. Zheng et al., 2020). We considered the number of type 1 actions recalled by participants as a proxy of the number of experience units they mentally replayed. A type 1 action is defined as “*the smallest component of a behavioral sequence that achieves a concrete, functional result of transformation, describable as the movement of an object from one place to another or as a change in the state of an object (e.g., from open to closed, on to off)...*” (Schwartz et al., 1991, p. 384). The first author scored the content of each description and, to assess the reliability of the coding scheme, a second coder independently scored a random selection of 40 trials of each type (*EB- without load, EB- with load, EB+ without load, EB+ with load*; 160 trials in total). We assessed the reliability of our coding scheme separately for each type of trials to ensure that a potential interaction cannot be due to differences between trial types in measurement reliability. Following guidelines proposed by Hallgren, (2012) and Koo & Li, (2016), inter-rater reliability was assessed with a *two-way agreement ICC* (single rater, *average-measures*; McGraw & Wong, 1996; Shrout & Fleiss, 1979). The resulting *ICCs* ranged between 0.939 et 0.971 (all reflected an excellent agreement; Koo & Li, 2016). We further inspected the agreement between the two raters through a Bland-Altman analysis (Giavarina, 2015). We looked for the presence of potential fixed bias, or, in other words, systematic variations in the differences between the number of experience units identified by the first and the second rater as a function of the number of recalled experience units (computed by averaging estimations of the two raters). There was no notable bias. Nevertheless, for all the trial types the number of recalled experience units was not normally distributed and showed heteroscedasticity. We thus computed a non-parametric agreement index (binomial proportions test; Bland & Altman, 1999) reflecting the proportion of cases in which the difference between the two raters was equal or inferior to two experience units, which ranged between 0.875 et 0.975. The complete reliability assessment is available at osf.io/ftdnz¹⁹.

¹⁹ The number of trials scored by the second rater was determined through an a priori power analysis based on the inter-rater agreement (*ICC* and robust agreement index) observed in the first study (considering an alpha of 0.05, two tailed, and a statistical power of 0.80). We followed the approach of Zou (2012) to

We also computed an estimate of the average time needed to remember an action (the total duration of memory replay divided by the number of recalled actions). For trials involving the counting backward task, we measured the number of correct steps that participants achieved (e.g., if the number presented is 229, a participant saying “229, 226, 223, 220” achieved three correct steps). Finally, for each participant, a “counting backward baseline” was obtained by calculating the mean number of correct steps achieved during the “baseline” trials.

Data cleaning

Data were cleaned following our preregistered plan. First, participants who did not complete the entire task were excluded from the analyses. Second, all trials for which there was a technical issue with the video presentation (e.g., an abnormal duration of presentation) were excluded from the analyses. Finally, trials with a time of mental replay less than 2 seconds were excluded from the analyses (i.e., to remove trials in which response times are too fast to correspond to the mental replay of the video). If more than half of trials of one type had to be excluded for a given participant, the entire participant was excluded (and replaced). The analyses reported here were conducted on 922 observations from the 60 participants.

Statistical analyses

All the analyses were performed using R (version 4.2.2; R Core Team, 2022) and RStudio (version 3.0.386; Posit team, 2023). The complete list of packages that were used is available at osf.io/ftdnz. Data were analyzed using linear mixed-effects models (Judd et al., 2017). As the conditions of application of classical linear mixed-effects models were not fully met (see osf.io/ftdnz for the complete assessment), we used a robust alternative (i.e., the DASTau procedure implemented in the `robustlmm` package; Koller, 2021; Mason, 2022).

Robust mixed-effects models were fitted for each of following outcome variables: temporal compression rates, the number of recalled experience units, and the duration of recalled experience units. In these three models, fixed effects predictors were WM load (load vs no-load trials), density of EBs (EB+ vs. EB- videos), and their interaction. In addition, we ran a fourth mixed-effects model evaluating if the number of recalled experience units predicted temporal compression rates. The first three models included four uncorrelated random effects: a random intercept for participants, a random intercept for stimuli and a random slope for the effect of WM load (at participant and stimulus level). The fourth model had two correlated random effects: a random intercept for participants and a random slope for the effect of the number of recalled experience units.

In all models, factors were coded using sum coding (Schad et al., 2020): the “EB-” level of the EBs density factor and the level “no-load” of the WM load factor were coded -0.5, whereas the “EB+” level of the EBs density factor and the level “load” of the WM load factor were coded +0.5. As a result, the intercept of each model corresponds to the grand mean, and coefficients for

determine the sample size needed to properly estimate the ICC and the one of M. J. Lu et al. (2016) for the Bland-Altman analysis. The complete analysis is available at osf.io/ftdnz.

fixed effects correspond to the difference between the grand mean and the estimated mean for the factor level coded 0.5 or, put another way, half of the difference between the two levels of the factor (averaged across the levels of the other factor). When used as a predictor, the number of recalled experience units was cluster-mean centered (i.e., centered around each subject's own mean) to obtain an unbiased estimate of the within-subject association between the predictor and the outcome. In all the models, we assessed the statistical significance of the fixed effect coefficients with asymptotic confidence intervals (*CIs*; considering an alpha of 0.05, two tailed) computed using the standard errors (*SE*) estimated by the model.

For all models, we assessed the part of outcome variance explained by our fixed effects and the grouping structure in our data (i.e., random effects) with Nakagawa's marginal *R*-squared (marginal R^2 ; fixed effects variance divided by and the sum of residual variance, fixed effects variance and random intercept variance) and adjusted intra-class correlation (adjusted *ICC*; random intercept variance divided by the sum of residual variance and random intercept variance). The value of these two indices can vary between 0 and 1 (the higher the value, the higher the amount of explained variance; Johnson, 2014; Nakagawa et al., 2017; Nakagawa & Schielzeth, 2013). Note that the adjusted *ICC* also reflects the degree of association of observations within the same cluster (i.e., observations from the same participant).

Finally, all the models were refitted by adding the "counting backward baseline" of each participant (i.e., the mean amount of number of correct counting steps during "baseline" trials) and the mean number of correct counting steps mentioned during "WM load" trials by each participant as covariates. Results of these analyses are available at osf.io/ftdnz. As the pattern of results remained unchanged for all the models, we here report the results obtained with models including only the predictors of interest.

Results

Temporal compression rates

Rates of temporal compression of events during mental replay are shown in Figure 4, as a function of WM load and EBs density. In line with our prediction, the mixed-effect model showed significant main effects of both WM load and EBs density on temporal compression rates: compression rates were higher when a concurrent task was performed, and were higher for videos that included few EBs (Table 1, Figure 4). The interaction between WM load and EBs density was not significant.

Table 1

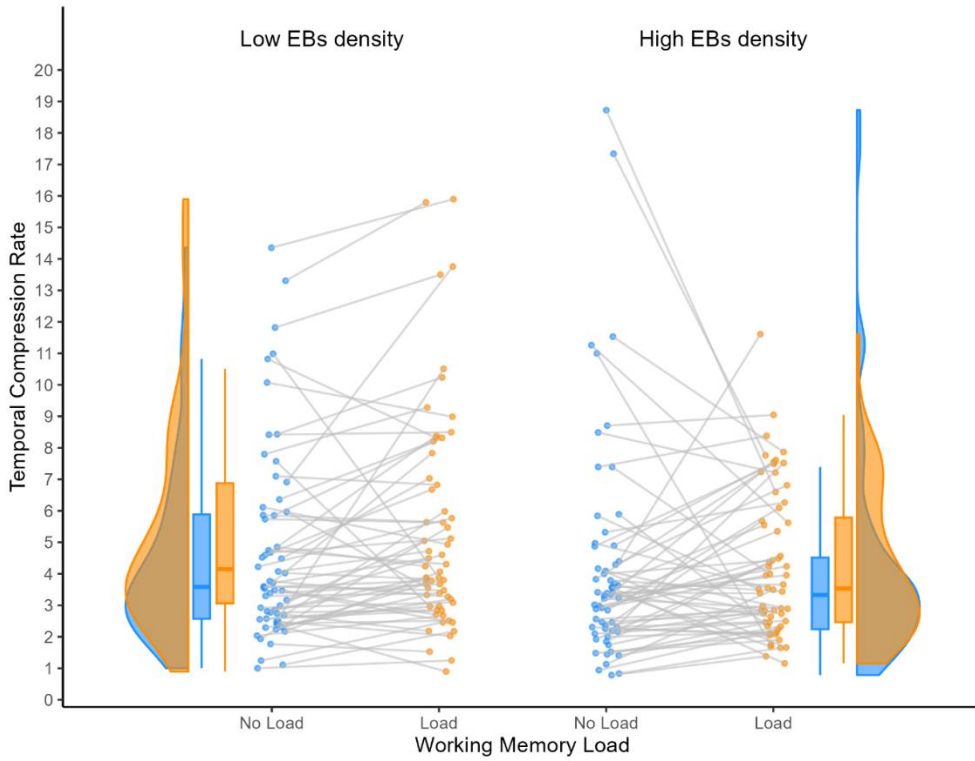
Robust linear mixed effects model predicting temporal compression rates

<i>Predictors</i>	<i>Coefficient</i>	<i>SE</i>	<i>95% CI</i>
Intercept	3.88	0.27	[3.35, 4.41]
WM load	0.49	0.19	[0.11, 0.87]
EBs density	-0.70	0.26	[-1.21, -0.18]
Interaction	-0.17	0.28	[-0.71, 0.38]
R ² conditional	0.64		
R ² marginal	0.03		
ICC	0.63		

Note. EUs: Experience Units.

Figure 4

Temporal compression rates as a function of EBs density and WM load



Note. Raincloud plot displaying observed values. For each participant data were averaged by trial type (i.e., EB- without load, EB- with load, EB+ without load, EB+ with load). Values for EB- videos are depicted on the left part of the graph, values for EB+ videos are displayed on the right side of the graph. Within each EBs density, data points from the same participant are linked by a grey line.

Number of recalled experience units

Next, we examined the number of recalled experience units (see Figure 5). The mixed-effects model indicated a significant main effect of EBs density, showing that the number of recalled EUs was lower for EB- compared to EB+ videos (Table 2). The main effect of WM load was also significant, showing that the number of recalled experience units was lower when a concurrent task was performed. In addition, there was a significant interaction, indicating that the decrease in the number of recalled experience units with WM load was particularly pronounced for videos that included a higher density of EBs (Table 2, Figure 5).

Consistent with previous studies (e.g., Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Leroy et al., 2024a), the number of recalled experience units was negatively associated with temporal compression rates ($b = -0.18$, $SE = 0.02$, 95% $CI [-0.22, -0.14]$, R^2 conditional = 0.72, R^2 marginal = 0.09).

Table 2

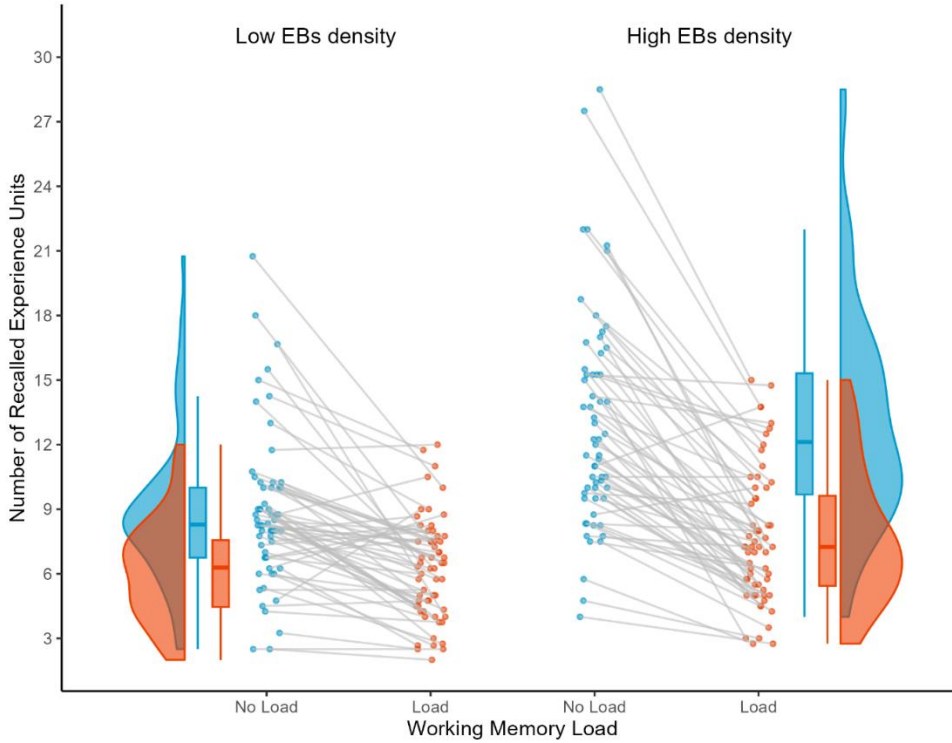
Robust linear mixed effects model predicting the number of recalled EUs

<i>Predictors</i>	<i>Coefficient</i>	<i>SE</i>	<i>95% CI</i>
Intercept	8.55	0.60	[7.37, 9.73]
WM load	-3.59	0.44	[-4.46, -2.73]
EBs density	2.90	1.02	[0.90, 4.90]
Interaction	-2.57	0.69	[-3.93, -1.21]
R^2 conditional	0.70		
R^2 marginal	0.26		
ICC	0.60		

Note. EUs: Experience Units.

Figure 5

Recalled experience units as a function of EBs density and WM load



Note. Raincloud plot displaying observed values. For each participant data were averaged by trial type (i.e., EB- without load, EB- with load, EB+ without load, EB+ with load). Values for EB- videos are depicted on the left part of the graph, values for EB+ videos are displayed on the right side of the graph. Within each EBs density, data points from the same participant are linked by a grey line.

Duration of recalled experience units

If, as hypothesized, the formation of experience units relies on WM processes taking place during event perception, participants should recall fewer and shorter experience units for trials involving a concurrent WM task compared to trials without a concurrent task. This, in turn, would result in higher temporal compression rates. However, it is possible that the reduction of WM resources during encoding leads to the formation of less structured memory representations, making the retrieval of experience units more difficult, and thus increasing the time needed to mentally replay each unit. WM load would therefore reduce the number of recalled experience units (and increase compression rates), but increase the time needed to remember each unit.

To investigate this possibility, we fitted a last model with the estimated duration of remembered experience units as outcome (i.e., the total mental replay duration divided by the number of recalled experience units). This analysis revealed a significant main effect of WM load such that the estimated time taken to recall an experience unit was significantly higher when a concurrent task was performed. There was no significant main effect of EBs density or interaction (Table 3, Figure 6).

Table 3

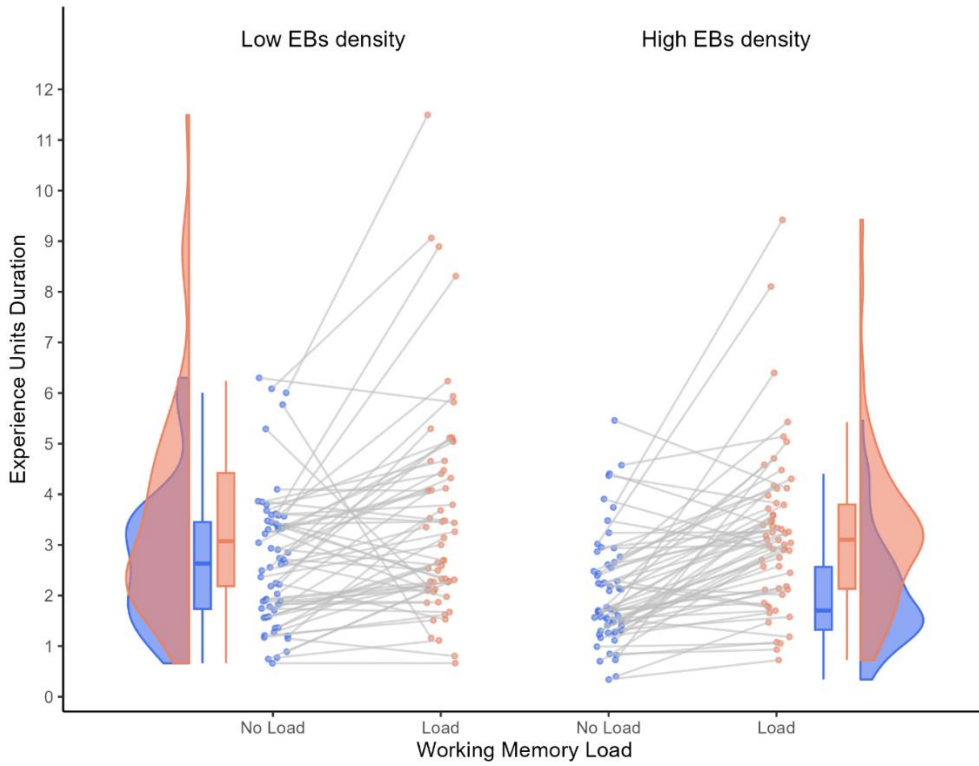
Robust linear mixed effects model predicting the duration of recalled EUs

<i>Predictors</i>	<i>Coefficient</i>	<i>SE</i>	<i>95% CI</i>
Intercept	2.59	0.15	[2.29, 2.89]
WM load	0.7	0.13	[0.44, 0.95]
EBs density	-0.37	0.19	[-0.75, 0.01]
Interaction	0.38	0.25	[-0.10, 0.86]
R ² conditional	0.46		
R ² marginal	0.07		
ICC	0.42		

Note. EUs: Experience Units.

Figure 6

Duration of recalled experience units as a function of EBs density and WM load



Note. Raincloud plot displaying observed values. For each participant data were averaged by trial type (i.e., EB- without load, EB- with load, EB+ without load, EB+ with load). Values for EB- videos are depicted on the left part of the graph, values for EB+ videos are displayed on the right side of the graph. Within each EBs density, datapoints from the same participant are linked by a grey line.

Discussion

The current study aimed to shed light on the mechanisms underlying the encoding of the unfolding of naturalistic events in episodic memory. For this purpose, we manipulated the availability of WM resources (using a concurrent task) while participants viewed videos varying in their segmental structure, which they then had to mentally replay. We found that the number of recalled experience units that constituted memories was lower and temporal compression rates higher when a concurrent task was performed during event perception. In addition, the number of recalled experience units was lower, and temporal compression higher, when videos included few event boundaries. Interestingly, there was also an interaction between WM load and event segmentation structure in predicting the recall of experience units, such that the reduction of recalled units when a concurrent task was performed was more pronounced for videos that included more event boundaries. Finally, we also found that estimates of the time needed to recall experience units was higher when a concurrent task was performed during event perception.

The present study replicates previous findings that the number of experience units recalled from an event, and thus its temporal compression, depends on the density of event boundaries it contains (Faber & Gennari, 2015; Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Leroy et al., 2024a). Our results therefore provide further support for the increasingly accepted view that the experience units representing the unfolding of events in episodic memory are encoded when EBs are perceived (Bird, 2020; Clewett et al., 2019; Leroy et al., 2024b; Loschky et al., 2020; Q. Lu et al., 2022; Richmond & Zacks, 2017; Zacks, 2020). More importantly, the specific contribution of our study is to highlight the role of WM in the formation of these experience units. Our results show that when fewer WM resources are available during event perception, the number of encoded experience units decreases, leading to a higher temporal compression of events in memory. These results suggest that WM resources shape the temporal compression of episodic memories by modulating event segmentation. According to event segmentation theory (Zacks, 2020), we continually maintain a mental model of the current situation in WM. When an EB is perceived, this event model is updated and encoded in long-term memory as an experience unit. WM may contribute to this segmentation process by determining the frequency of event model updating, which then determines the number of experience units created for a given event (Bird, 2020; Leroy et al., 2024a; Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017). Therefore, the ability to update WM content according to meaningful changes in the current situation would determine the completeness with which the unfolding of events is encoded in memory, and thus their temporal compression. Converging evidence for this role of WM in the encoding of naturalistic events comes from studies showing that the ability to segment events at relevant moments (i.e., in a way maximizing their subsequent remembering) is associated with individual differences in WM capacity (Sargent et al., 2013).

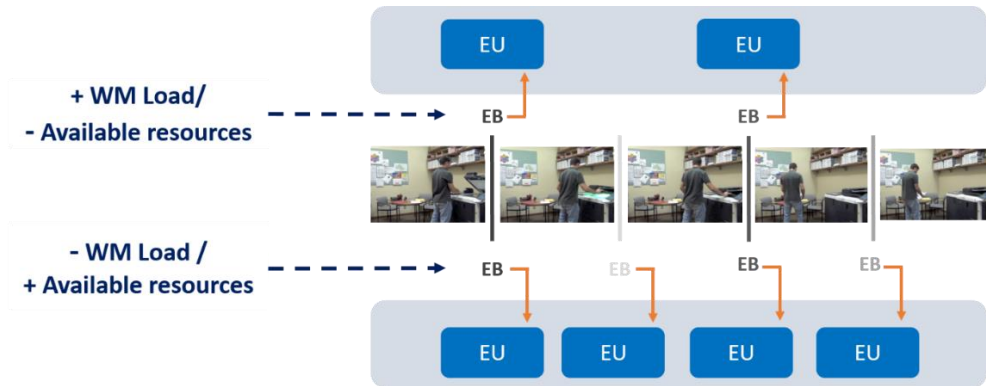
In line with our hypotheses, we also observed an interaction between WM load and the segmental structure of events, such that the effect of WM load on the number of recalled experience units was stronger for videos that included a higher number of normative EBs. This interaction lends further support to the idea that WM shapes the temporal structure of memories

through its role in event segmentation (or, put another way, that the ability to take advantage of EBs density to form more complete memories depends on WM). It also provides interesting clues about the mechanisms by which WM influences event segmentation. More precisely, it suggests that an important contribution of WM to the event segmentation process may be the identification of EBs delimiting the specific sub-events that constitute a given episode. Event segmentation is known to operate simultaneously at multiple time scales and levels of specificity, leading to a hierarchy of event representations: groups of fine-grained sub-events cluster into larger event units (Hard et al., 2011; Zacks, 2020). For example, the event "checking emails" can be broken down into sub-events such as "turning the computer on", "opening the mailbox", "read a first email", "reply to it", and so on. The extent to which efficient event segmentation requires more or less WM resources could depend on the hierarchical level of segments. The perception of high-level or coarse event boundaries (e.g., checking emails vs. going to a meeting) could be less demanding than the identification of lower-level or fine event boundaries (e.g., reading a new email vs. reply to it), which requires a more sustained tracking of the event unfolding. In line with this view, previous research on narrative comprehension showed that the amount of WM resources needed to detect changes during an event depend on their salience (i.e., how deeply they modify the meaning of the ongoing situation; Levin & Simons, 1997; Loschky et al., 2020; Sampanes et al., 2008; T.J. Smith & Henderson, 2008; T.J. Smith & Martin-Portugues Santacreu, 2017). In a similar vein, coarser EBs – corresponding to major transitions in the course of events – could lead to the formation of an experience unit even when few WM resources are available, whereas more subtle (but nevertheless important) EBs (i.e., finer EBs) might require more WM resources to be detected and trigger the formation of an experience unit in long-term memory (see Figure 7)²⁰.

²⁰ This proposal raises an important question: what are the characteristics of EBs that modulate the amount of resources required to perceive them? Although an exhaustive list of factors that determine the "detectability threshold" of EBs has yet to be established, some important characteristics have been identified in previous research, including the number of dimensions of the current situation undergoing simultaneous change (M. Huff et al., 2014), the duration/level of specificity of the segments (Baldassano et al., 2017), the personal significance of the situation undergoing the change (Humphreys & Sui, 2016; Macrae et al., 2017), its links with previous experiences (Zacks, 2020), its implication in goal pursuit (Y. C. Wang et al., 2023; Y. C. Wang & Egner, 2022), and the emotional context (Clewett & Murty, 2019; McClay et al., 2023).

Figure 7

Hypothetical interplay between event segmental structure and WM resources in the formation of experience units



Note. The central part of the figure represents an everyday event optimally segmented (i.e., an event segmented in a way that maximizes the completeness of its memory representation). Among the EBs making up this optimal segmentation, some are coarse (i.e., correspond to more marked changes) and can be perceived even with few WM resources available (dark vertical lines). Conversely, some event boundaries, although important (i.e., their perception is needed to accurately encode the unfolding of the event in long-term memory), are associated with more subtle changes (i.e., are finer). Their identification would require more WM resources allocated to processing the continuous flow of experience (light vertical lines).

We expected that the concurrent task would not only decrease the number of experience units formed to represent events in memory, but also their duration. According to previous research (Bird, 2020; Jeunhomme & D'Argembeau, 2020; Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017), event models are constructed in WM and encoded in long-term memory (as experience units) when EBs are perceived. This role of WM is notably supported by studies that have shown less efficient memory retrieval for recent information after an event boundary has been crossed (Ezzyat & Davachi, 2011; Gernsbacher, 1985; Radvansky & Copeland, 2006; Speer & Zacks, 2005; Swallow et al., 2009). This suggests that pre-boundary information is “flushed out” from WM and transferred to long term-term memory when an event boundary is perceived (Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017; Zacks, 2020). A recent study of Leroy et al. (2024a) suggests that individuals with high WM capacity are able to form longer experience units to represent past events in memory. WM may influence the duration of experience units by determining the quantity of information that can be retained and integrated as a single unit between EBs. Accordingly, in the present study, reduced WM resources during event perception was expected to diminish the completeness of encoded experience units, and thus their remembering duration. However, contrary to this hypothesis, we found that the estimated duration of recalled experience units was in fact longer in the WM load condition. The apparent discrepancy between this result and those of previous studies could be explained in at least two ways.

One possibility is that performing a concurrent task leads to the formation of less structured memory representations, thereby making it more difficult and time-consuming to retrieve experience units from memory. The perception of EBs enhances the binding between items and their context, such as perceptual, spatial, and temporal information (Clewett et al., 2019; Clewett & Davachi, 2017; Heusser et al., 2018). Contextual information associated with items is known to play a key role in the memory search process during free recall (Diamond & Levine, 2020; Healey et al., 2019; Polyn et al., 2009), and it has been suggested that EBs serve as access points to different parts of memories (DuBrow & Davachi, 2016; Heusser et al., 2018). Boundaries act as a scaffold for remembering, allowing individuals to mentally replay various parts of past experiences by moving from one EB to the next (Michelmann et al., 2023). Together, these findings suggest that less effective segmentation during the perception of events—due to a reduced amount of available WM resources—may impact their subsequent retrieval, making the process of retrieving experience units more difficult and time-consuming. The effect of WM load on the estimates of experience units remembering duration would therefore reflect the increased time needed to retrieve experience units rather than the duration the experience units per se (i.e., the time needed to mentally replay their content).

Another possibility is that the reduction in available WM resources leads people to segment events more coarsely (i.e., to identify only the EBs delimiting major sub-events, those constituting the main plot of the depicted event). As a result, the event models that need to be maintained in WM would cover longer time periods and, due to the reduced amount of WM resources available, the experience units formed during the perception of EBs would be incomplete (i.e. only partially represent the unfolding of the events to which they relate). However, because events would only be coarsely segmented, these experience units would nevertheless be longer than the units created in the no-load condition, during which events are more finely segmented (i.e., a greater number of EBs are identified).

In conclusion, using a dual-task paradigm, we showed that the density of experience units formed to represent the unfolding of past events in episodic memory, and thus their temporal compression, depend on both the event segmental structure (i.e., EBs density) and WM resources available during event perception. These findings shed a new light on the interplay between WM and event segmentation in the construction of memories for naturalistic events.

Étude III. Working memory capacity for continuous events: the root of temporal compression in episodic memory?

Nathan Leroy, Steve Majerus, Arnaud D'Argembeau

Cognition (2024), 247, 105789.

<https://doi.org/10.1016/j.cognition.2024.105789>.

Abstract

Remembering the unfolding of past episodes usually takes less time than their actual duration. In this study, we evaluated whether such temporal compression emerges when continuous events are too long to be fully held in working memory. To do so, we asked 90 young adults to watch and mentally replay video clips showing people performing a continuous action (e.g., turning a car jack) that lasted 3, 6, 9, 12, or 15 s. For each clip, participants had to carefully watch the event and then to mentally replay it as accurately and precisely as possible. Results showed that mental replay durations increased with event duration but in a non-linear manner: they were close to the actual event duration for short videos (3-9 s), but significantly smaller for longer videos (12 and 15 s). These results suggest that working memory is temporally limited in its capacity to represent continuous events, which could in part explain why the unfolding of events is temporally compressed in episodic memory.

Keywords: Temporal compression, working memory, event duration, episodic memory.

Declarations

Authors Note

Nathan Leroy, <https://orcid.org/0000-0003-2211-1345>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Steve Majerus, <https://orcid.org/0000-0002-8206-8097>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Arnaud D'Argembeau, <https://orcid.org/0000-0003-3618-9768>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium.

Nathan Leroy is a doctoral researcher at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium. Arnaud D'Argembeau is a Research Director at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium.

Correspondence concerning this article should be addressed to Nathan Leroy, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Place des Orateurs 1 (B33), 4000 Liège, Belgium. E-mail: nathan.leroy@uliege.be.

Author contributions

Nathan Leroy: Conceptualization, Methodology, Data curation, Formal analysis, Writing - original draft. Steve Majerus: Methodology, Supervision, Writing - review & editing. Arnaud D'Argembeau: Conceptualization, Methodology, Supervision, Writing - original draft.

Transparency and openness

The design of this study, the analysis plan, and all hypotheses were preregistered on OSF (<https://osf.io/4hxzs>). We report how we determined our sample size, all data exclusions, transformations, and all measures. All data, analysis scripts, and research materials are available at <https://osf.io/zkwf2>.

Acknowledgments

We thank Arya Gilles for her help in stimuli creation and data collection.

Declarations of interest

None.

Introduction

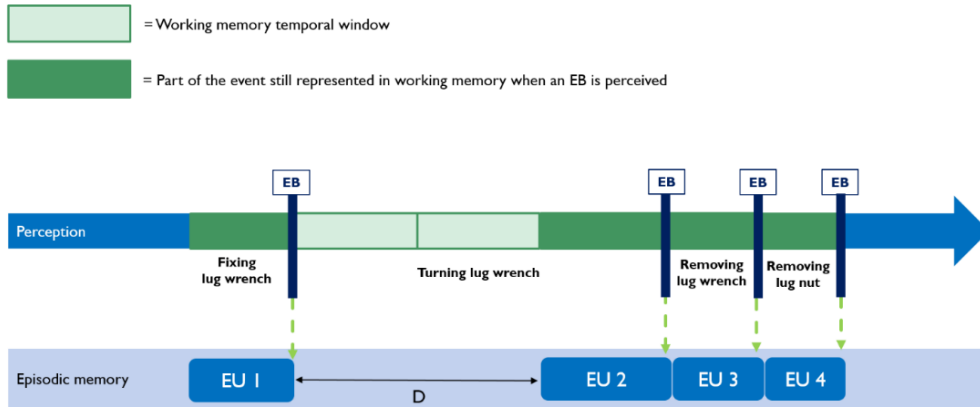
Humans are endowed with the fascinating ability to mentally travel in time. This faculty allows us, among other things, to mentally relive episodes from our personal past (M. A. Conway, 2009; D'Argembeau, 2020; Tulving, 2002). Nevertheless, our memories are not like continuous video recordings. Events are mentally replayed as a sequence of experience units—each unit representing a moment of the past experience—that are separated by temporal discontinuities (i.e., moments that are not remembered; D'Argembeau et al., 2022). Because of these discontinuities, the time taken to mentally re-experience an event is typically shorter than its actual duration, a phenomenon referred to as the temporal compression of events in episodic memory (Jeunehomme & D'Argembeau, 2019, 2023). However, the cognitive mechanisms underlying this compression, particularly the factors leading to temporal discontinuities in event representation, are not fully understood. Here, we aim to shed light on the mechanisms of construction of the experience units that constitute episodic memories by investigating how continuous events of various length are maintained in working memory (WM).

A consistent body of work suggests that the experience units that compose episodic memories are formed through cognitive processing taking place during event perception. In daily life, we constantly segment the continuous flow of experience into meaningful units (i.e., events and sub-events) that are temporally delimited by the perception of event boundaries (i.e., the end of an event and the beginning of another; Kurby & Zacks, 2008; Radvansky & Zacks, 2017). Between event boundaries, WM enables us to construct and maintain a mental model of the current situation (i.e., an event model) while continuously processing incoming information (Loschky et al., 2020; Radvansky, 2017; Richmond & Zacks, 2017; Zacks, 2020). When the situation changes (i.e., when an event boundary is perceived), the current event model is updated and its previous version is integrated in the long-term memory representation of the ongoing sequence of events (Bailey et al., 2017; Bird, 2020; Loschky et al., 2020; Q. Lu et al., 2022).

Based on this work on event segmentation, we suggest that temporal discontinuities within episodic memories may be a byproduct of the role of WM in constructing events models. When new information needs to be continuously processed, WM capacity is temporally limited: without refreshing, the information just perceived is only maintained for a limited amount of time (Barrouillet et al., 2004). So, in the context of event model formation (during which incoming information must be continuously accumulated), the temporal limit of WM (i.e., the time during which information can be held in WM without active refreshing) should correspond to the maximal duration of an event model that can be fully maintained in mind. When this temporal capacity is exceeded before the perception of an event boundary, the experience unit formed at the end of the current event would only partially represent its unfolding, leading to temporal discontinuities in the long-term memory representation into which this experience unit is integrated (Figure 1).

Figure 1

Hypothesized mechanism behind temporal discontinuities in episodic memories



Note. The cognitive system continuously constructs memory representations of everyday activities (e.g., changing a car tire) by dividing them into discrete meaningful units (i.e., events; e.g., fixing the lug wrench, turning it, removing it, and so on). When the duration of some events exceeds WM temporal limit, their unfolding is incompletely represented, leading to temporal discontinuities in the episodic memories in which they are integrated. EB: Event Boundary; EU: Experience Unit; D: Discontinuity.

Research on temporal cognition suggests that the “subjective present” lasts about 3 s, which would correspond to the elementary units of the flow of consciousness (Fairhall et al., 2014; Monfort et al., 2020; Montemayor & Wittmann, 2014; Pöppel, 1997). WM would then enable us to maintain several of these units of “now” in an active state to form more complex event representations (i.e., event models; Richmond & Zacks, 2017; Wittmann, 2016). According to some authors, this maintenance mechanism would have an upper temporal limit situated around 10-12 s (Jenson & Squire, 2012; Wittmann, 2016). As a result, temporal compression in memory could emerge when individuals are faced with continuous events lasting longer than 10-12 s.

To test this hypothesis and determine the upper limit of WM capacity for continuous events, we measured the time taken by participants to mentally replay short videos depicting a single event (without event boundaries) lasting 3, 6, 9, 12 or 15 s. We expected remembering duration (the time taken by participants to mentally replay a just-seen video) to closely follow event duration for 3- to 9-s events, but then to increase less steeply for longer events (i.e., 9- to 15-s events). In other words, we predicted that the ratio between the time needed to mentally replay a video and its original duration would decrease with video length in a non-linear way: the duration of mental replay should be close to the actual stimulus duration for short videos (3 to 9 s), but smaller for longer videos (12 or 15 s). This pattern of results would suggest that the temporal limit of WM for continuous events was attained between 9 and 12 s. Beyond that duration, the maintained event model would no longer represent the entire unfolding of the current

event and thus temporal compression would emerge. These hypotheses, the study design, and analysis plan were preregistered in OSF at <https://osf.io/4hxzs>.

Methods

Participants

Ninety participants (49 females, 39 males, and 2 undefined) aged between 18 and 35 years ($M = 22.3$, $SD = 3.05$) were recruited through announcements on social media and word-of-mouth. The targeted sample size for this study was determined a priori with a power analysis based on Monte-Carlo simulations (Brysbaert & Stevens, 2018; DeBruine & Barr, 2021). This analysis indicated that a sample size of 90 participants would provide a statistical power of at least 90% for each of the planned analyses (see Supplementary Materials for more details). To be eligible, participants had not to be currently taking any medication that could affect their ability to concentrate or have a history of psychiatric, psychological, or neurological disorders. All participants were fluent French speakers. They all provided written informed consent, and the study was approved by the ethics committee of the Faculty of Psychology of the University of Liège (ref. 2122-009).

Materials

The stimuli were constructed based on 25 videos each showing one (or several) person(s) performing a continuous action (e.g., turning a car jack) for at least 15 s (without interruption). Some of the videos were selected from databases linked to previous studies on event segmentation (Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013; M. E. Smith et al., 2020, 2021; Wahlheim et al., 2022) and other videos were downloaded from a website hosting free-to-use audiovisual content (<https://pixabay.com/>). Then, each video was edited to construct versions of the event that lasted 3, 6, 9, 12, and 15 s. The 3-s version corresponded to the first 3 s of the event, the 6-s version correspond to the first 6 s of the event, and so on. In total, we constituted five sets of stimuli (each containing 25 videos: 5 videos for each of the 5 durations), such that the assignment of an event to a given duration was counterbalanced across participants. Each participant was randomly assigned to one of these sets (with replacement). In each set, the 25 videos were divided into 5 blocks, each block including one video of each duration. The order of blocks, as well as trials within blocks, were fully randomized.

Procedure

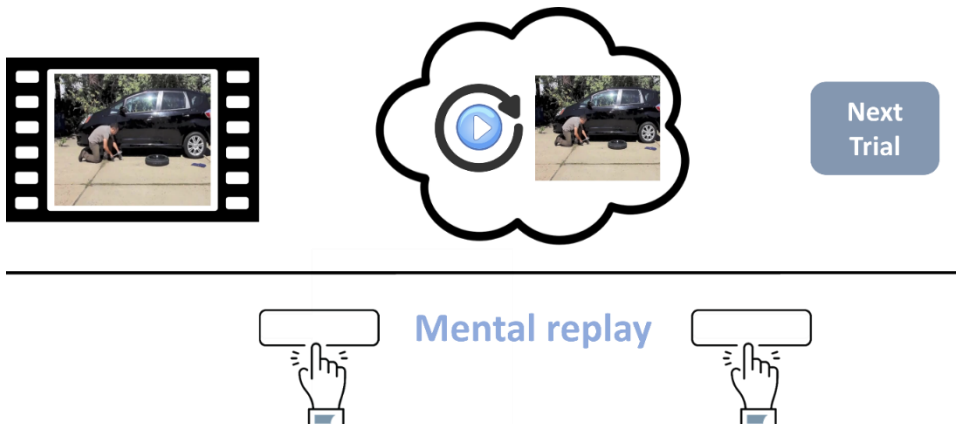
Testing took place in a soundproof room. Participants performed the task on a laptop via the Gorilla platform (<https://gorilla.sc/>). The experiment lasted 60 min on average.

Temporal compression task. In total, 25 trials (5 blocks x 5 trials per block) were presented to each participant. Each trial started with a fixation cross of 2 s, followed by a video. Participants had to carefully watch and then to mentally replay the video, as accurately and precisely as possible (as if they were watching the video again in their minds; Figure 2). The time

taken by participants to mentally replay the unfolding of the video was measured by asking them to press the spacebar to indicate the beginning and end of their mental replay (Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). To familiarize participants with the procedure, they performed 5 practice trials (one for each duration) before starting the main task (using videos that were not used in the main task). The detailed instructions are available in OSF at <https://osf.io/zkwf2>.

Figure 2

Unfolding of a trial in the mental replay task



Note. Each trial started with a video clip showing a person engaged in a continuous action (performed without interruption) during 3, 6, 9, 12 or 15-s. As soon as the video ended, participants had to mentally replay its unfolding in as much detail as possible (as if they saw again the depicted event). They were asked to press the spacebar when they started and when they finished their mental replay.

Statistical analyses

Based on our pre-registered inclusion and data cleaning criteria, 17 participants were excluded and replaced by other participants (see Supplementary Materials for more details). The analyses reported here are based on 2212 observations from 90 participants²¹. Following our pre-registered analyses plan, we tested our hypotheses using linear mixed-effects models (growth curve analyses; Curran et al., 2010; Mirman, 2014). For each participant, remembering duration (RD) and temporal ratio (the ratio between RD and the actual video duration) were averaged by duration. First, we examined the relation between stimulus duration and the time taken by participants to mentally replay the videos by fitting a model with RD as outcome and a first and a second order polynomial transformation of stimulus duration as predictors. Next, we examined the relation between stimulus duration and temporal ratio in a second model with the same

²¹ To ensure that the observed results were not dependent on our inclusion and data cleaning criteria, we ran again all the analyses with all data (N participants = 107, N observations = 2675). Conclusions regarding our hypotheses remained unchanged (results are available in the Supplementary Materials).

predictors and temporal ratio as outcome. As the conditions of application of classical linear mixed-effects models were not fully met (see <https://osf.io/zkwf2> for the complete assessment), we used a robust alternative (i.e., DAsTau estimator; Koller, 2013, 2016; Mason, 2022)²². For the two models, the random effect structure was determined following the likelihood ratio test backward selection heuristic (Matuschek et al., 2017). The model predicting RD included two random effects: a random intercept for participants, and a random slope for the linear term. The model predicting temporal ratio included three random effects: a random intercept for participants, and random slopes for the linear and quadratic terms. We assessed the statistical significance of parameter estimates with confidence intervals (CIs) and *p*-values (considering an alpha of 0.05, two tailed) obtained from standard errors (SE) and *t*-statistics of the model using the normal approximation (i.e., treating the *t*-value as a *z*-value; Baayen et al., 2008; Mason, 2022; Mirman, 2014). Estimated RD and temporal ratio, associated pointwise standard errors and Wald's 95% CIs were computed for each event duration using variance-covariance matrix of the model.

All the analyses were performed using R (version 4.2.2; R Core Team, 2022) and RStudio (version 3.0.386; Posit team, 2023). See Supplementary Materials for more details about R packages that were used.

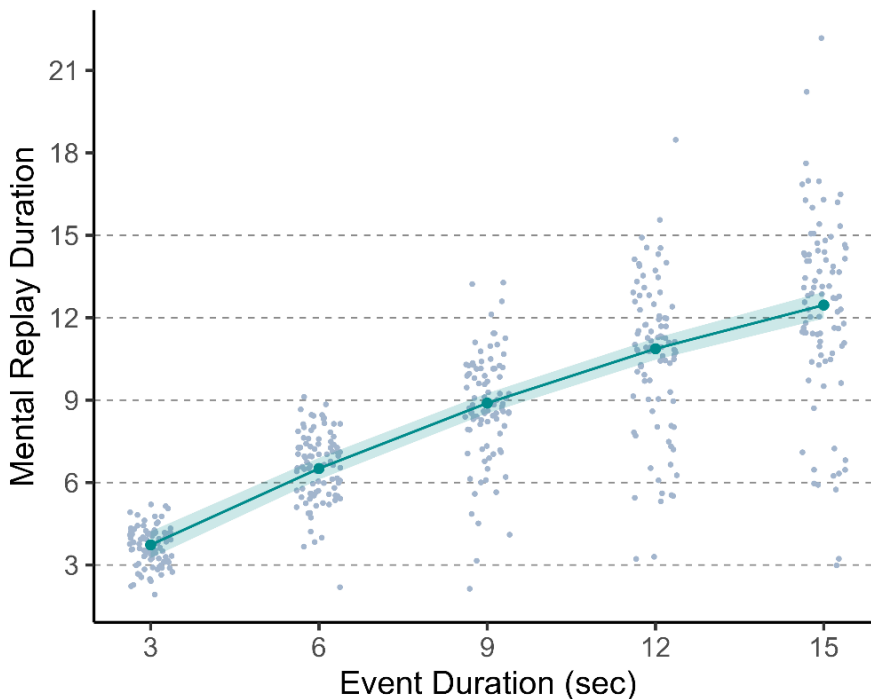
²² The results obtained with the classical and robust analyses were quite similar and conclusions regarding our hypotheses were the same. We therefore only report here the results obtained with the robust estimates, while the results of the classical analyses are available in the Supplementary Materials.

Results

First, we examined the evolution of mental replay durations (RD) as a function of event duration. Figure 3 shows the averaged RD of each participant for each duration, as well as the model estimates and their 95% CIs (detailed descriptive statistics are available in the Supplementary Materials). As expected, a growth curve analysis revealed a non-linear increase of RD as a function of event duration (linear term: $b = 6.89$, $SE = 0.26$, 95% $CI [6.39, 7.40]$, $t = 26.87$, $p < .001$; quadratic term: $b = -0.74$, $SE = 0.08$, 95% $CI [-0.89, -0.59]$, $t = -9.71$, $p < .001$). Indeed, the increase in RD was lower as event duration increased (e.g., the increase in RD between 3- and 6-s events was greater than the increase in RD between 12- and 15-s events; see Table 1, Figure 3). Importantly, RD was close to the actual event duration for short events (i.e., 3- and 6-s events) but significantly shorter than the actual event duration for long events (12- and 15-s events; see Table 1, Figure 3).

Figure 3

Increase of mental replay duration as a function of event duration



Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average RD of a given participant for a given duration. The green dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

To further investigate this non-linear relation between event and mental replay durations, we analyzed temporal ratios (i.e., the ratio between the time needed to mentally replay a video and its original duration; see Figure 4). As predicted, a growth curve analysis revealed a non-linear decrease of temporal ratio as a function of event duration (linear term: $b = -0.32$, $SE = 0.02$, 95% $CI [-0.36, -0.27]$, $t = -14.34$, $p < .001$; quadratic term: $b = 0.05$, $SE = 0.01$, 95% $CI [0.02, 0.07]$, $t = 3.79$, $p < .001$)²³.

Table 1

Growth Curve Analyses (robust linear mixed-effects models): estimates across event durations

Event Duration	Remembering Duration		Temporal Ratio	
	Estimate	95% CI	Estimate	95% CI
3 s	3.73	[3.25, 4.22]	1.23	[1.18, 1.28]
6 s	6.51	[6.11, 6.90]	1.09	[1.05, 1.14]
9 s	8.89	[8.52, 9.25]	0.98	[0.94, 1.02]
12 s	10.87	[10.47, 11.26]	0.89	[0.85, 0.94]
15 s	12.46	[11.97, 12.94]	0.83	[0.78, 0.88]

Note. For each event duration: estimated RD (left) and temporal ratio (right), with associated 95% confidence intervals.

Importantly for our purpose, model estimates showed that mental replay durations became significantly shorter than the actual event durations when events lasted more than 9 s (i.e., temporal ratios were significantly lower than 1 only for 12- and 15-s events; see Table 1). These results suggest that continuous events start to become temporally compressed in WM representations when their duration is about 10-12 s (see also Figures 3 and 4)²⁴.

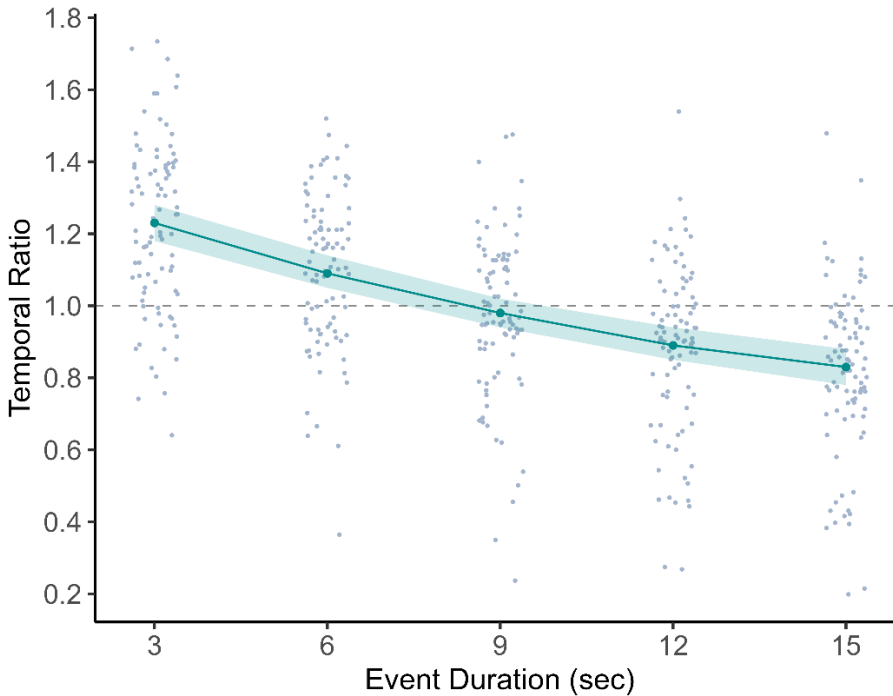
²³ Model comparisons performed on non-robust growth curves (see Supplementary Materials) revealed that a model including both linear and quadratic terms provided a significantly better fit to the data than a simpler model that only included the linear term. This was the case for both the model predicting RD ($\chi^2(1) = 75.69$, $p < 0.01$) and the model predicting the temporal ratio ($\chi^2(1) = 12.33$, $p < 0.01$).

²⁴ Although temporal ratios decreased with event duration in almost all participants, the magnitude of this decrease, as well as the event duration at which it started, varied substantially between individuals (see Supplementary Materials). If, as hypothesized, the emergence of temporal compression is a byproduct of WM temporal limit, variations in WM forgetting rate should explain these individual differences. Future studies could test this hypothesis by independently measuring individual differences in WM capacity and

It is also worth noting that the estimated RD for short events (i.e., 3- and 6-s events) was slightly longer than the actual event duration (temporal ratio > 1). As a result, one could argue that the variations in temporal ratios we observed as a function of event duration could be explained by a central tendency bias. However, more detailed analyses of the evolution of RD across trials do not support this interpretation (see Supplementary Materials).

Figure 4

Decrease of temporal ratio as a function of event duration



Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average temporal ratio of a given participant for a given duration. The green dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

by examining the associations between WM capacity and the event-duration-dependent decrease of temporal ratios.

Discussion

Episodic memories represent past events as sequences of experience units (i.e., segments of prior experience) that include discontinuities, such that the unfolding of events is temporally compressed (D'Argembeau et al., 2022). Previous studies suggest that the compression rate of an event depends on the number and duration of experience units representing its unfolding in memory (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020, 2023). In the current study, we aimed to shed light on the mechanisms of construction of experience units by determining at what point the unfolding of continuous events that do not include event boundaries starts to be temporally compressed in memory. Using a novel paradigm that assesses WM for continuous events, we found that, as expected, the temporal compression of continuous events held in WM is not systematic but emerges when these events exceed a given duration: RD was significantly shorter than the actual event duration only for 12- and 15-s videos. These results suggest the existence of a temporal limit of WM in representing continuous events (i.e., the maximum duration up to which the stream of current experience can be accumulated and integrated into a single event model), which may in turn determine the duration of experience units that are integrated in episodic memory.

We intentionally used continuous events that do not contain event boundaries to investigate at what point the stream of experience starts to be temporally compressed in the current event model maintained in WM. Our results suggest that the information accumulation process underlying event model formation (see Güler et al., 2023; Q. Lu et al., 2022) can be “lossy” because of WM capacity limits in representing continuous events. This, in turn, would lead to the formation of incomplete episodic memory representations when the time elapsed between two event boundaries is too long (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020, 2023). Nevertheless, factors other than event duration per se could also determine when an event model begins to be temporally compressed. When we are faced with objects or agents that move and change, our perceptual system divides the continuous sensory information into discrete perceptual units (e.g., a person raising the left arm; Wood, 2007)²⁵. Like verbal information chunks, the number of perceptual units that can be maintained in WM is limited (Brady et al., 2009; Wood, 2007). Therefore, event models could be temporally compressed when the number of perceptual units they contain exceeds WM capacity. In general, the number of perceptual units increases

²⁵ So far, we have used the term “event” to refer to meaningful units or “conceptual events” as it were. Perceptual units refer to a finer/shorter-scale segmentation (from a temporal point of view). Just as conceptual events correspond to periods during which the evolution of the current situation is highly predictable (Baldwin & Kosie, 2021), perceptual units correspond to periods during which sensorial inputs are highly predictable (Wood, 2007). Perceptual units are the building blocks of the conceptual events identified by human observers, and are hierarchically nested within them (Baldassano et al., 2017; Geerligs et al., 2021). Thus, changes delimiting perceptual units do not necessarily affect the meaning of the current situation. It is likely that these changes do not trigger a global update of the event model leading to its integration into long-term memory. Rather, they would induce incremental updates participating in the information accumulation process underlying event model construction (Q. Lu et al., 2022; Richmond & Zacks, 2017).

with event duration, but this is not always the case, and it would be interesting in future studies to investigate the independent effects of each factor on temporal compression. For that purpose, the perceptual units contained in video segments could be identified using behavioral data or an algorithmic approach (Rui & Anandan, 2000; Zacks & Tversky, 2001) ²⁶.

In our view, the fact that RD starts to be shorter than the actual event duration for events lasting more than 9 s reflects a temporal limit of WM in representing continuous events. Beyond that duration, the stream of experience accumulated and integrated into the current event model would exceed WM capacity. As a result, the mental representation of the event would start to be truncated (i.e., part of the sensory stream is no longer represented), leading to an incomplete encoding of its unfolding in episodic memory. However, it could also be the case that some form of compression mechanism already operates at the level of WM representations (i.e., when constructing the event model of the current situation). Between event boundaries, the continuous unfolding of experience could be summarized through WM processes, enabling the construction of event models covering longer time spans, but in a format further away from reality/perception (Al Roumi et al., 2021; Brady et al., 2009; Lazartigues et al., 2021). Indeed, previous studies have shown that visuospatial information (e.g., spatial sequences, multidimensional objects, or color-changing shapes) that includes regularities tends to be compressed in WM. Compressed representations could be formed in WM by removing redundant information, thus allowing more items to be stored (Brady et al., 2009). Although this remains to be investigated, dynamic events containing important regularities in their unfolding (such as those depicted in our videos) could be subject to similar WM compression processes when they exceed a given duration.

The current finding that continuous events are temporally compressed in memory when they exceed a given duration could be due not only to factors operating during encoding, but also during retrieval. Event models are multidimensional and temporally extended representations that integrate the different elements characterizing the ongoing situation (e.g., people, locations, objects, and so on), as well as their temporal evolution (Bird, 2020; Loschky et al., 2020; Richmond & Zacks, 2017; Zacks et al., 2007). The retrieval of this within-event temporal evolution (the quantity of within-event information that can be retrieved and maintained online for the purpose of mental replay) could be limited by WM capacity. As a result, the mental replay of long continuous events could be truncated. Although this is a challenging undertaking, future studies should attempt to clarify the respective contribution of encoding and retrieval processes in determining RD, and thus temporal compression, for long continuous events.

²⁶ It should also be noted that event boundaries can be endogenously generated (i.e., without any meaningful change in perceptual input). Indeed, a recent study by Jafarpour et al. (2022) suggests that new event boundaries could be created when WM is overloaded. Furthermore, event boundaries can be generated following changes in affective, goal, and motivational states (Wang et al., 2023). Such endogenously generated event boundaries might influence how events are memorized despite little changes in perceptual information.

Interestingly, we found that the estimated RD for short events (i.e., 3- and 6-s events) was slightly longer than the actual event duration (temporal ratio > 1). In fact, it is likely that our measure of RD (asking participants to press a key when they started and finished their mental replay) reflects the combined durations of two distinct mental processes: the time needed to mentally replay the unfolding of the event (our process of interest) and the time taken to access the initial memory trace (i.e., the time needed to represent the initial visual scene from which the participants had to mentally replay the subsequent unfolding of the event). Indeed, we can realistically assume that a minimal amount of time is required to initiate memory retrieval (McElree & Doshier, 1989; Staresina & Wimber, 2019). When this is taken into account, the temporal ratio would necessarily be higher than 1 for events that are mentally replayed without temporal compression. Furthermore, the temporal ratio would be higher for 3- than 6-s events: for example, if someone needs 500 ms to access the initial visual scene, this represents 1/6 of the event duration for 3-s events (temporal ratio = 1.17) but only 1/12 of the event duration for 6-s events (temporal ratio = 1.08). Therefore, it is possible that our measure somewhat overestimated mental replay duration and, therefore, WM temporal limit (i.e., the duration beyond which, in the absence of event boundaries, temporal compression emerges). In addition, the time needed to access the initial visual scene might increase with event duration; consequently, our estimates of temporal compression might be particularly underestimated for the longest events. Further studies controlling for the time needed to access the initial memory trace would be necessary to quantify the temporal limit of WM more precisely.

Another issue that deserves further discussion is to what extent the present results relate to previous findings on memory for durations. Indeed, it could be that mental replay and duration estimation rely in part on common cognitive processes²⁷. Remembered duration is constructed, at least in part, from the memory representation of “what happened” during the targeted time interval (i.e., from non-temporal information; Block & Reed, 1978; Block & Zakay, 1997). In line with this view, estimated durations for events (of the same length) tend to increase with the number of event boundaries (Faber & Gennari, 2015; Roseboom et al., 2022; Y. Wang & Gennari, 2019)²⁸. Interestingly, this effect is thought to result from the weak encoding of within-event information (moments temporally distant from event boundaries; Y. Wang & Gennari, 2019). Thus, although the mental replay of past events (as described in our task, at least) focuses on the mental reproduction of visuospatial information evolving over time rather than on duration as

²⁷ This could explain the similarity between the decrease of temporal ratio with event duration observed in the current study and the decrease of the “estimated duration/actual duration” ratio typically observed with tasks assessing memory for durations (e.g., Faber & Gennari, 2015; Gümüş & Balcı, 2023; Herbst et al., 2021; Roseboom et al., 2022; Y. Wang & Gennari, 2019).

²⁸ Note that we are talking here about low-level event boundaries detectable from stability of activity patterns in low-level sensory regions (Baldassano et al., 2017; Fountas et al., 2022; Geerligs et al., 2021), the kind of event boundary delimiting basic actions properties such as motion (the short perceptual events we mentioned earlier).

such, memory for events and durations present some overlap since they partly rely on the same (sometimes incomplete) source of information (i.e., past event models).

In other respects, memory for the duration of time intervals that do not include perceptual changes (e.g., “empty” time interval delimited by two auditory tones; Herbst et al., 2021) is thought to involve the memorization of temporal information itself (through the allocation of attentional resources to track the passage of time; Block & Zakay, 1997, 1997). Seminal theories proposed the idea of a mental pacemaker, producing pulses at a particular rate according to the organism’s arousal. Pulses captured by attention would be accumulated in WM to form mental representations of duration. As a result, when available WM/attentional resources are reduced (e.g., because of a concurrent task; Block & Zakay, 1997; Dutke, 2005), the number of pulses integrated in the WM representation of duration would be reduced, leading to gaps in this representation and thus to shortened duration estimations (Gibbon et al., 1984). Therefore, while the object of remembering is different, WM capacity limit in accumulating continuous information could be one feature of our cognitive system explaining similarities between duration reproduction of changeless time intervals and the temporal aspect of event mental replay.

Conclusion

In conclusion, this study sheds new light on the cognitive mechanisms determining the formation of experience units representing past events in memory. We showed that continuous events begin to be temporally compressed in WM when they exceed a duration of about 9 s. This temporal compression of events could be a byproduct of a temporal WM limit (i.e., WM capacity limit in representing the continuous stream of sensory input) or could reflect the operation of compression mechanisms that are already at play when building event models in WM. These findings and our novel paradigm investigating WM for continuous events open new avenues of research to determine the precise duration of WM temporal limit and its contribution to the formation and retrieval of memories for real-world events.

Supplementary Materials

Supplementary information regarding statistical analyses

R packages

Data cleaning, formatting and pre-processing were conducted with the packages `dplyr` (version 1.1.2; Wickham et al., 2023) and `purrr` (version 0.3.5; Wickham & Henry, 2023). The R project was built with `renv` (version 0.17.3; Ushey & Wickham, 2023). Tables were made with the packages `flextable` (version 0.9.1; Gohel & Skintzos, 2023) and `rempsyc` (version 0.1.1; Thériault, 2022). Figures were made with the packages `ggplot2` (version 3.4.0; Wickham, 2016) and `ggpubr` (version 0.4.0; Kassambara, 2020). The original draft of this article was written using `rmarkdown` (version 2.21; Xie et al., 2020), `knitr` (version 1.42; Xie, 2023) and `pandoc` (version 3.1.2; Mailund, 2019). Application conditions of classical linear mixed-effects models were checked with the performance package (version 0.10.3; Lüdtke et al., 2021). The robust estimation procedure (the DASTau procedure) was implemented using the `robustlmm` package (version 3.0.4; Koller, 2016). We relied on functions from the packages `broom.mixed` (version 0.2.9.4; Bolker & Robinson, 2022) and `parameters` (version 0.21.0; Lüdtke et al., 2020) to compute confidence intervals (CIs) and p -values (for fixed effects) from standard errors (SEs) and t -statistics. Estimated remembering duration (RD) and temporal ratio, associated pointwise standard errors and Wald's 95% CIs were computed for each event duration using variance-covariance matrix of the models with the package `effects` (version 4.2.2; J. Fox & Weisberg, 2019).

Power analysis

The targeted sample size for this study was determined a priori with a power analysis based on Monte-Carlo simulations (Brybaert & Stevens, 2018; DeBruine & Barr, 2021). We conducted a pilot study with 10 participants who were not included in our final sample (data and scripts from this pilot study and power analyses are available at <https://osf.io/zkwf2>). Using these pilot data, we fitted each model we plan to run on our final dataset. Then, we computed a specific power curve (i.e., the statistical power that can be achieved with a range of sample sizes) for each of these models. The alpha level was set to 0.05. Taken together, these analyses indicated that a sample size of 90 participants would provide us with a statistical power of at least 90% for each of the planned analyses.

Data cleaning

As preregistered, participants who did not complete the entire experimental task were excluded from the analyses and experimental trials for which there was a technical issue with the video presentation (e.g., an abnormal duration of presentation) were excluded. In addition, we removed trials with a time of mental replay shorter than 1 s (i.e., to remove trials during which the participant inadvertently pressed the button twice or did not properly follow the instructions) or longer than twice the real duration of the remembered video (i.e., to remove trials during which

the participant was interrupted or did not mentally replay the video in one shot). If more than half of the trials of one type (one duration) had to be excluded for a given participant, the entire participant was removed from the analysis. Each removed participant was replaced by another. In total, 17 participants were excluded: seven because the demographic questionnaire filled at the end of the experiment revealed that they did not match the inclusion criteria and ten because they did not provide enough valid trials (according to the criteria mentioned above).

Model's performance

We evaluated the quality of the model predicting temporal ratios (see Main Text) with five indices (computed with the package performance; version 0.10.3; Lüdtke et al., 2021). First, the marginal and conditional Nakagawa's R^2 s. Marginal R^2 represents the part of the dependent variable variance explained by fixed effects alone, while conditional R^2 represents the variance explained by the entire model (fixed and random effects; Johnson, 2014; Nakagawa et al., 2017; Nakagawa & Schielzeth, 2013). The part of variance explained by the grouping structure of our data was quantified with intra-class correlation (ICC ; Hox, 2010; Rabe-Hesketh & Skrondal, 2012; Raudenbush & Bryk, 2002). The accuracy and precision of models' predicted values were assessed using the Root Mean Square Error ($RMSE$; Chai & Draxler, 2014; Kenney & Keeping, 1962) and the residual standard deviation ($sigma$; σ ; Gelman et al., 2020).

The model explained 89% of the variance in temporal ratio (Conditional $R^2 = 0.89$) and its fixed part 35% (Marginal $R^2 = 0.35$). Notably, the grouping structure in our data (several temporal ratios measured for each participant) explained a substantial part of variance ($ICC = 0.84$). Accuracy and precision of the model were satisfying. Considering that actual temporal ratios ranged between 0.2 and 1.73, the average distance between data and the model trendline was quite low ($RMSE = 0.06$), as was the average gap between fitted and observed values ($\sigma = 0.08$).

Main analyses with classical linear mixed-effects models (non-robust estimations)

Following our pre-registered analyses plan, we tested our hypotheses using linear-mixed effects models (lmm) and used robust estimations as the assumptions underlying classical statistical analyses were not fully met (see <https://osf.io/zkwf2> for the complete assessment). However, for the sake of completeness, we here report results of classical linear mixed-effects models fitted with the package lme4 (maximum likelihood, nloptwrap optimizer; version 1.1.31; D. Bates et al., 2015). Inferential tests on fixed effects were conducted with the package lmerTest (version 3.1.3; Kuznetsova et al., 2017) using Satterthwaite approximation for degrees of freedom (Luke, 2017). The pattern of results was similar to the robust analyses reported in the main text.

Remembering duration (RD) as a function of event duration

For each participant, RDs were averaged by stimulus duration and we examined the relation between stimulus duration and the time taken by participants to mentally replay the videos by fitting a model (growth curve analysis) with RD as outcome and a first and a second order polynomial transformation of stimulus duration as predictors. This model included two uncorrelated random effects: a random intercept for participants and a random slope for the linear term. As its robust counterpart (reported in the main text), this first model revealed a non-linear increase of RD as a function of event duration (see Table S1). To further check the statistical significance of the quadratic term, we also compared the model including both linear and quadratic terms to a simpler model that only included the linear term (using a likelihood ratio test, following the model comparison approach proposed by Mirman (2014). This comparison was performed using the “anova” function of the R Stats package (version 4.2.2; R Core Team, 2022) and showed that the quadratic term significantly increased the model fit ($\chi^2(1) = 75.69, p < 0.01$). Bootstrap conditional 95% CIs were computed for each fitted value with the package ciTools (version 0.6.1; Haman & Avery, 2020; see Figure S1, Table S3). Importantly, RD was close to the actual event duration for short events (i.e., 3 and 6-s events) but significantly shorter for long events (12 and 15-s events).

Table S1

Growth curve analysis: prediction of RD by event duration (non-robust)

Term	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
Intercept	8.37	0.19	42.99	90.00	< .001	[7.99, 8.76]
Linear term	6.71	0.27	24.96	90.00	< .001	[6.18, 7.24]
Quadratic term	-0.73	0.08	-9.35	270.00	< .001	[-0.89, -0.58]

Note. Coefficients of fixed effects and related inferential statistics.

Temporal ratio as a function of event duration

Next, we examined the relation between stimuli duration and temporal ratio by fitting a second growth curve with temporal ratio as outcome and a first and a second order polynomial transformation of stimuli duration as predictors. This model included three uncorrelated random effects: a random intercept for participants, and random slopes for the linear and quadratic terms. As expected we observed a non-linear decrease of temporal ratio as a function of event duration (see Figure S1, Table S2) and the quadratic term significantly increased the model fit ($\chi^2(1) = 12.33, p < 0.01$). The model estimates showed that mental replay durations became significantly shorter than the actual event durations when events lasted more than 9 s (i.e., temporal ratios were significantly lower than 1 only for 12- and 15-s events; see Table S3).

Table S2

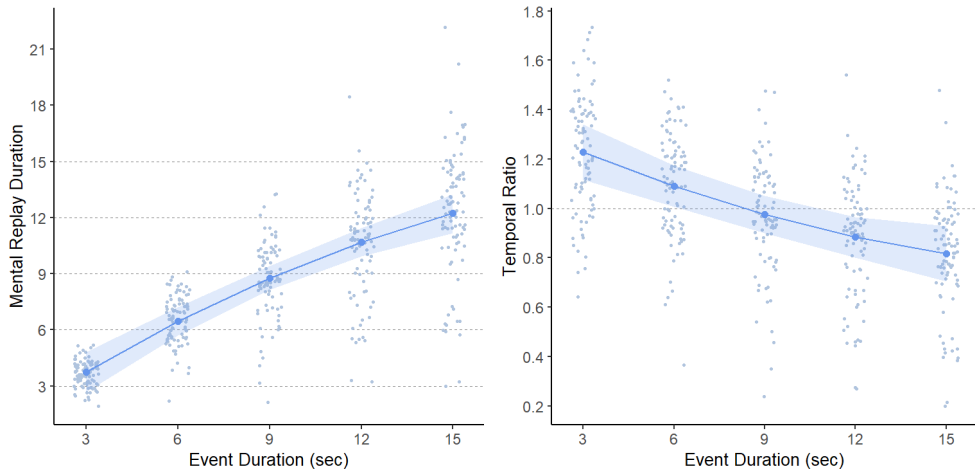
Growth curve analysis: prediction of temporal ratio by event duration (non-robust)

Term	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	<i>df</i>	<i>p</i>	95% CI
(Intercept)	1.00	0.02	48.82	90.00	< .001	[0.96, 1.04]
Linear term	-0.32	0.02	-15.73	90.00	< .001	[-0.37, -0.28]
Quadratic term	0.04	0.01	3.64	90.00	< .001	[0.02, 0.07]

Note. Model performance indexes: $R2_{conditional} = 0.89$, $R2_{marginal} = 0.33$, $ICC = 0.84$, $RMSE = 0.06$, $Sigma = 0.08$.

Figure S1

Evolution of RD and temporal ratio as a function of event duration (non-robust)



Note. The blue-gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average value of a given participant for a given duration. The dark-blue dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

Table S3

Growth curve analysis: estimates across event durations (non-robust)

Event Duration	Remembering Duration		Temporal Ratio	
	Estimate	95%CI	Estimate	95%CI
3	3.74	[2.69, 4.80]	1.23	[1.12, 1.34]
6	6.45	[5.69, 7.21]	1.09	[1.01, 1.17]
9	8.77	[8.13, 9.40]	0.97	[0.90, 1.05]
12	10.69	[9.94, 11.44]	0.88	[0.80, 0.97]
15	12.22	[11.18, 13.25]	0.82	[0.71, 0.93]

Note. Estimated values and bootstrap 95% CIs for the five event durations.

Main analyses with non-cleaned data

To ensure that the results we reported in the Main Text were not dependent on our inclusion and data cleaning criteria, we fitted the same two robust linear mixed-effects models as described in the Main Text on the non-cleaned data (N participants = 107, N observations = 2675). Results of these supplementary analyses are presented below.

RD as a function of event duration

RD non-linearly increased with event duration (see Table S4, Figure S2). The increase in RD was lower as event duration increased (e.g., the increase in RD between 3 and 6-s events was greater than the one between 12 and 15-s events; see Table S5).

Table S4

Growth curve analysis: prediction of RD by event duration (non-cleaned data)

Term	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	95% CI
Intercept	8.76	0.19	46.48	[8.39, 9.13]
Linear Term	6.74	0.26	25.50	[6.22, 7.26]
Quadratic Term	-0.68	0.07	-9.26	[-0.82, -0.53]

Note. Coefficients of fixed effects and related inferential statistics

Table S5*Growth curve analysis: estimates across event durations (non-cleaned data)*

Event Duraiton	Remembering duration		Temporal Ratio	
	Estimate	95%CI	Estimate	95%CI
3	3.74	[2.69, 4.80]	1.23	[1.12, 1.34]
6	6.45	[5.69, 7.21]	1.09	[1.01, 1.17]
9	8.77	[8.13, 9.40]	0.97	[0.90, 1.05]
12	10.69	[9.94, 11.44]	0.88	[0.80, 0.97]
15	12.22	[11.18, 13.25]	0.82	[0.71, 0.93]

Note. Estimated values and bootstrap 95% CIs for the five event durations.

Temporal ratio as a function of event duration

Similarly, a growth curve analysis with temporal ratio as outcome and a first and a second order polynomial transformation of stimulus duration as predictors revealed a non-linear decrease of temporal ratio with event duration (both the linear and the quadratic terms were statistically significant; see Table S6). More specifically, temporal ratio was significantly smaller than 1 (reflecting a mental replay duration inferior to the actual video duration) only for 12- and 15-s events (Table S5 and Figure S2).

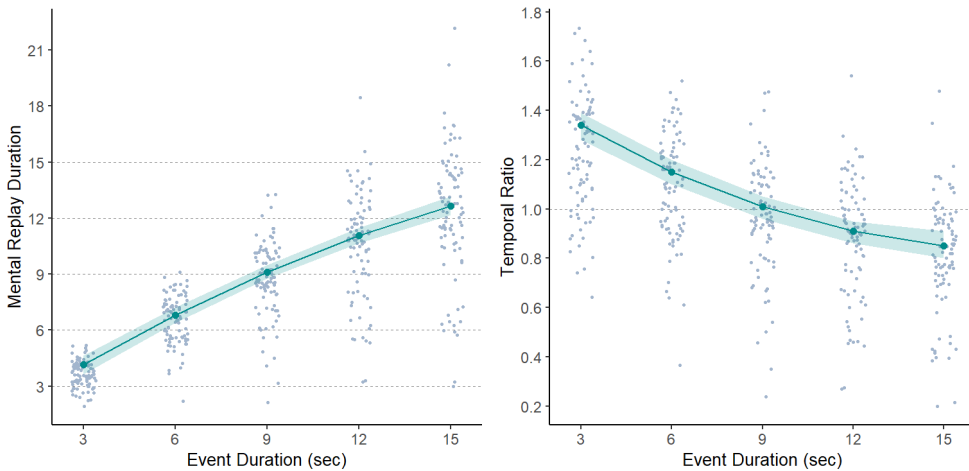
Table S6*Growth curve analysis: prediction of temporal ratio by event duration (non-cleaned data)*

Term	<i>b</i>	<i>SE</i>	<i>t</i>	95% CI
(Intercept)	1.05	0.02	48.26	[1.01, 1.09]
Linear Term	-0.39	0.03	-14.60	[-0.44, -0.33]
Quadratic Term	0.08	0.01	5.62	[0.05, 0.11]

Note. Model performance indexes: $R2_{conditional} = 0.92$, $R2_{marginal} = 0.37$, $ICC = 0.87$, $RMSE = 0.07$, $\Sigma = 0.08$.

Figure S2

Evolution of RD and temporal ratio as a function of event duration (non-cleaned data)



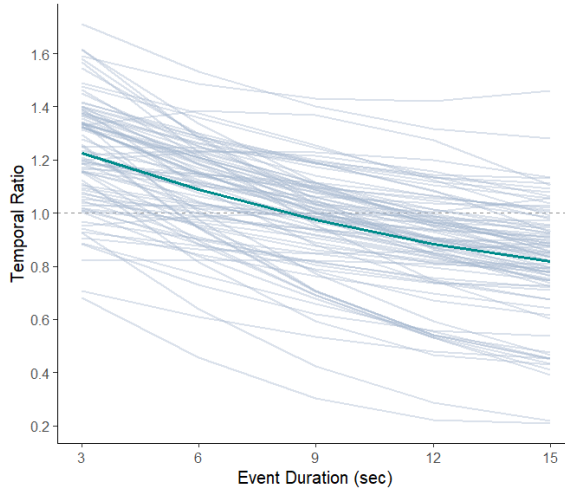
Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The green dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

Decrease of temporal ratio as a function of event duration: individual slopes

According to the model estimates, the slopes of the linear and quadratic terms varied substantially in magnitude across participants. In other words, the extent to which the temporal ratio decreased with event duration, and the degree of curvature of this decrease, differed from one individual to another. Nevertheless, the direction of both linear and quadratic terms coefficients remained highly consistent (temporal ratios decreased non-linearly with event duration in most participants; see Figures S3 and S4).

Figure S3

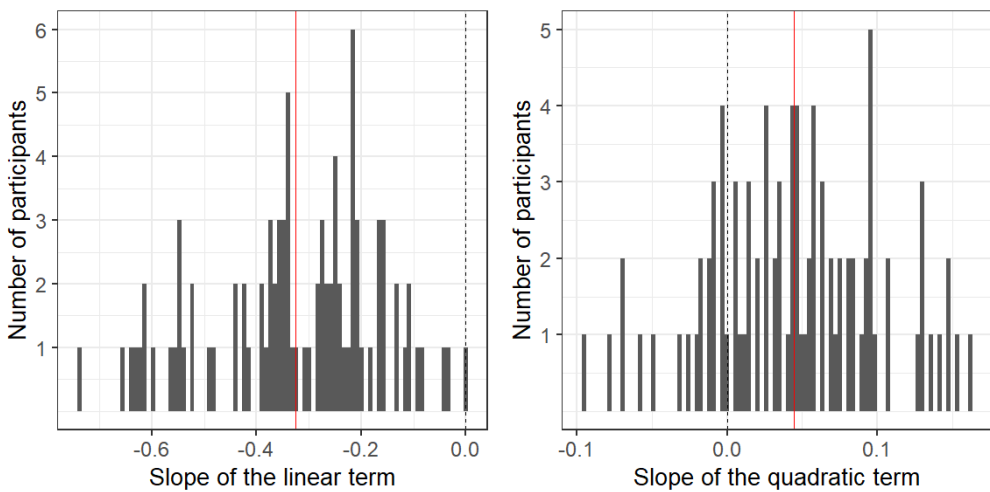
Decrease of temporal ratio as a function of event duration



Note. Each grey line represents the individual slope of a participant. The green line represents the global trend according to the model estimates.

Figure S4

Individual coefficients of each participant



Note. Variation of the linear and quadratic terms slopes between participants. The red vertical line represents the global coefficient. Left panel: linear term. Right panel: quadratic term.

Descriptive statistics

The Results section of the main text focuses on estimates from the robust linear mixed-effects models (growth curve analyses) fitted on aggregated data. For the sake of completeness, we here provide descriptive statistics for RDs and temporal ratios (see Table S7), as well as plots showing their distribution (Figure S5).

Table S7

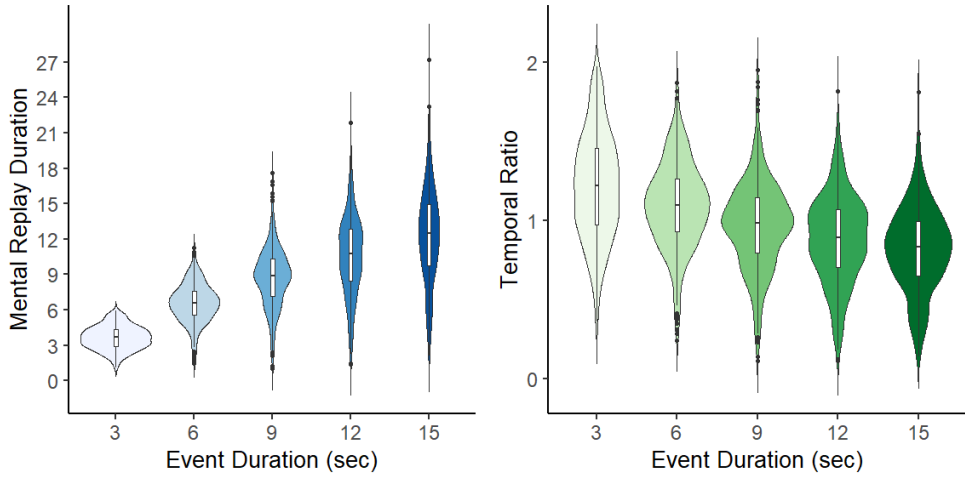
Descriptive statistics (non-aggregated data)

Event Duration	Remembering Duration					Temporal Ratio				
	Min	Q1	Median	Q3	Max	Min	Q1	Median	Q3	Max
3	1.09	2.92	3.67	4.37	5.93	0.36	0.97	1.22	1.46	1.98
6	1.45	5.58	6.59	7.60	11.24	0.24	0.93	1.10	1.27	1.87
9	1.02	7.18	8.89	10.30	17.58	0.11	0.80	0.99	1.14	1.95
12	1.37	8.48	10.74	12.88	21.85	0.11	0.71	0.89	1.07	1.82
15	2.10	9.77	12.50	14.92	27.18	0.14	0.65	0.83	0.99	1.81

Note. RD (left) and temporal ratio (right) as a function of event duration. From left to right: minimum, first quartile, median, third quartile and maximum.

Figure S5

Distribution of RD (left) and temporal ratio (right) for the five event durations (violin and box plots)



Note. Non-aggregated data

Assessing the potential effect of central tendency bias in the relation between RD/temporal ratio and event duration

In line with our hypotheses, RD for long events (12 and 15-s) were shorter than the actual event duration (i.e., temporal ratio < 1). Unexpectedly, however, RD tended to be higher than event duration (temporal ratio > 1) for short events (3 and 6-s). In other words, temporal ratio was > 1 for events below the central event duration (i.e., 9 s) but < 1 for events above the central event duration. As a result, one could argue that the differences we observed between event duration and RD (i.e., variations in temporal ratio) could be explained by a central tendency bias rather than working memory capacity limit in representing continuous events. We conducted three supplementary analyses to assess this possibility.

Formal description of the central tendency bias goes back to Hollingworth (1910) who demonstrated it with a size judgment task (see Hellström, 1985, for a review of earlier reports of central tendency effects). It refers to the fact that estimated values in both reproduction and perceptual matching tasks tend to regress toward the mean of the distribution of stimuli magnitude (i.e., to be biased toward the center of the contextual distribution presented to participants; Aston et al., 2021; Duffy & Smith, 2018; Olkkonen et al., 2014)²⁹.

For the central tendency effect to take place, participants must be exposed to the entire distribution of stimuli magnitudes (i.e., to the different possible stimuli). Consequently, it should not occur the first time participants are exposed to each possible stimulus. Thus, in the present study, if the same relation between event duration and temporal ratio (a non-linear decrease, with temporal ratios > 1 for short durations and temporal ratios < 1 for long durations) is still observed when participants were only exposed once to each duration, this behavioral effect could not be attributed to a central tendency bias.

Following this idea, we fitted the same growth curve models as those presented in the main text on a subset of our data including, for each participant, only the first trial of each event duration (five trials per participant, one per event duration). We obtained the same pattern of results as in the main analyses (a non-linear increase of RD as a function of event duration, with temporal ratio > 1 for 3 and 6 s events and temporal ratio < 1 for 12 and 15 s events; see Table S8 and Figure S6).

²⁹ Although this effect was studied with a large range of psychological judgement/reproduction tasks involving various stimuli type (including time interval; e.g., Gümüş & Balçı, 2023; Jazayeri & Shadlen, 2010; Ryan, 2011), the nature of the cognitive processes driving it is still a matter of debate (Huttenlocher et al., 2000; Saarela et al., 2023; Wedell et al., 2020). However, further discussion of the different theoretical accounts of this bias would be beyond the scope of the current study.

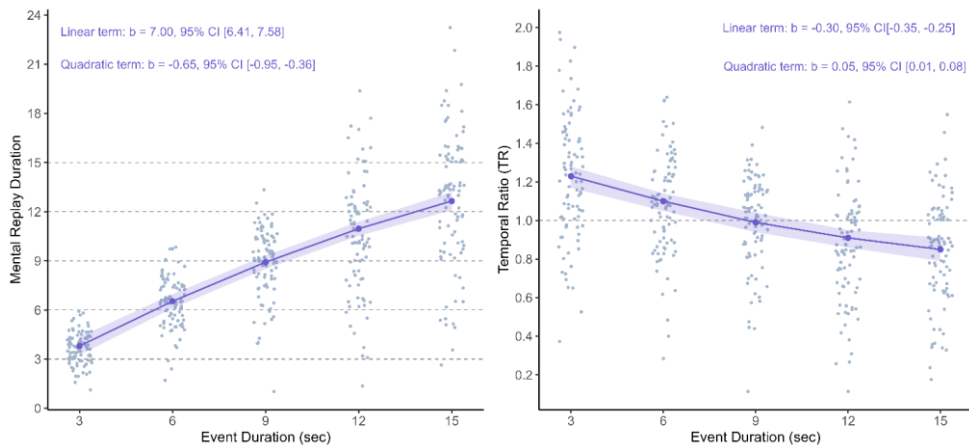
Table S8

Growth curve analysis: estimates across event durations (first five trials per participant, one per event duration)

Event Duration	Remembering Duration		Temporal Ratio	
	Estimate	95% CI	Estimate	95% CI
3	3.80	[3.25, 4.35]	1.23	[1.17, 1.28]
6	6.53	[6.11, 6.96]	1.10	[1.05, 1.14]
9	8.92	[8.51, 9.32]	0.99	[0.94, 1.04]
12	10.96	[10.53, 11.38]	0.91	[0.86, 0.95]
15	12.65	[12.09, 13.20]	0.85	[0.79, 0.91]

Figure S6

Evolution of RD (left) and temporal ratio (right) for the five event durations (first five trials per participant, one per event duration)



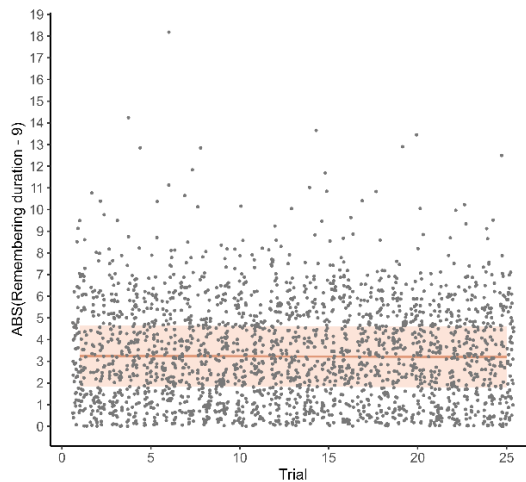
Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The purple dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

Second, if a central tendency bias was at work, remembering durations should progressively approach 9 s (the center of the distribution of stimuli durations) when participants have been exposed several times to the range of possible durations (i.e., as the number of trials

performed increases). To investigate this possibility, we fitted a robust linear mixed-effect model with the absolute value of the difference between RD and 9 s as outcome and the number of trials already performed as predictors (see Figure S7). This model included three random intercepts: one for participants, one for stimuli, and one for event duration. We did not observe any significant effect of the number of trials (Estimate = -0.001 , $SE = 0.005$, $95\% CI [-0.01, 0.01]$, $p = -0.776$). Moreover, the variance explained the fixed part of the model was very small (Marginal $R^2 = 0.00002$).

Figure S7

Deviation of RD from the center of the distribution of stimuli duration (9 s) across the trials



Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the outcome of a single trial for a given participant. The orange line and the ribbon surrounding it represent the model estimates and their 95% CIs.

Finally, the fact that the differences between RD and event duration between short and long videos were asymmetrical (the difference between RD and median event duration was higher for 12-s and 15-s events compared to 3-s and 6-s events; see Table S7) also goes against the view that the effect of event duration on temporal ratio we observed is entirely due to central tendency bias. To inspect the statistical significance of this asymmetry, we fitted a robust linear mixed effects model with the difference between RD and event duration as outcome and a first and a second order polynomial transformation of stimulus duration as predictors (the model included a random intercept for participants and random slopes the linear and quadratic terms). According to the model estimates, the difference of interest was close to 0 for 3-, 6-, and 9-s events but was more pronounced for 12- and 15-s events (linear term: $b = -2.59$, $SE = 0.26$, $95\% CI [-3.10, -2.09]$, $t = -10.10$, $p < .001$; quadratic term: $b = -0.74$, $SE = 0.08$, $95\% CI [-0.89, -0.59]$, $t = -9.71$, $p < .001$; see Table S9 and Figure S8). This asymmetry is hard to explain in terms of central tendency effects alone.

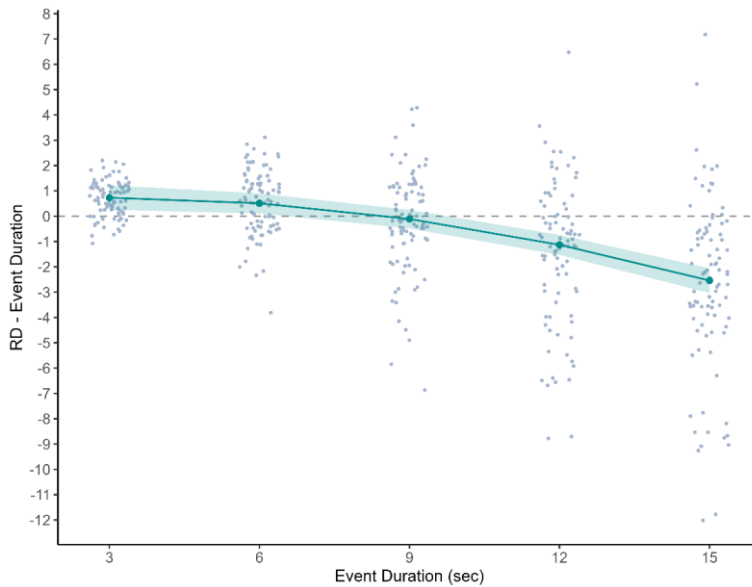
Table S9

Difference between RD and event duration: estimates for each event duration

Duration	Estimate	95% CI
3 s	0.73	[0.25, 1.22]
6 s	0.51	[0.11, 0.90]
9 s	-0.11	[-0.48, 0.25]
12 s	-1.13	[-1.52, -0.74]
15 s	-2.54	[-3.03, -2.06]

Figure S8

Difference between RD and event duration across event durations



Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The green dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

Étude IV. Time-compressed memory replay depends on both the number and duration of events

Nathan Leroy and Arnaud D'Argembeau

Abstract

Remembering the unfolding of past experiences usually takes less time than their actual duration. In this study, we examined the extent to which this temporal compression in memory depends on the number and duration of events that need to be maintained in a sequence. Participants were asked to watch and then mentally replay short videos depicting one, two, or three continuous events (i.e., people performing continuous actions in an uninterrupted way), each lasting 3, 6, 9, or 12 s. We computed remembering duration and a temporal compression index for each event. Results showed that event remembering duration was close to the actual event duration for short events, but smaller for longer ones (i.e., temporal compression was not systematic but occurred selectively depending on event duration). Furthermore, events were mentally replayed more quickly when they were part of a sequence of several events than when they were presented alone, and this decrease in the duration of event recall with the number of events was more pronounced for longer events. These results suggest that working memory capacity in representing naturalistic events is limited by both the number and duration of events to be retained, which may in part explain why the unfolding of events is temporally compressed in episodic memory.

Keywords: Temporal compression, events, duration, episodic memory.

Declarations

Authors Note

Nathan Leroy, <https://orcid.org/0000-0003-2211-1345>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium; Arnaud D'Argembeau, <https://orcid.org/0000-0003-3618-9768>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium.

Nathan Leroy is a doctoral researcher at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium. Arnaud D'Argembeau is a Research Director at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium.

Correspondence concerning this article should be addressed to Nathan Leroy, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Place des Orateurs 1 (B33), 4000 Liège, Belgium. E-mail: nathan.leroy@uliege.be.

Author contributions

Nathan Leroy: Conceptualization, Methodology, Investigation, Formal analysis, Writing -original draft. Arnaud D'Argembeau: Conceptualization, Methodology, Supervision, Writing - original draft.

Transparency and openness

The design of this study, the analysis plan, and all hypotheses were preregistered on OSF (osf.io/a6ydj). We report how we determined our sample size, all data exclusions, transformations, and all measures. All data, analysis scripts, and research materials are available at <https://osf.io/6aecj>.

Acknowledgements

We thank Olivier Jeunehomme for his help throughout the realization of this study.

Declaration of interest

None.

Introduction

In the course of daily life, we experience a continuous flow of information from our senses and mental activity. Episodic memory registers this information stream, enabling us to mentally relive our past experiences (Tulving, 2002). However, our memories are not like continuous video recordings (M. A. Conway, 2009) but instead represent the unfolding of events in a time-compressed form (D'Argembeau et al., 2022). Indeed, remembering usually takes far less time than the actual duration of the past experience (Bonasia et al., 2016; J. Chen et al., 2017; Faber & Gennari, 2015; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019). For example, it may take you a few minutes to remember the party you threw for your friend's birthday last weekend, when in reality it lasted several hours. Although this temporal compression is a central aspect of everyday memories, the underlying mechanisms remain unclear. To shed light on this issue, we sought to determine the extent to which temporal compression rates in memory representations depend on the microstructure of event sequences, namely the number and duration of events to be stored.

Recent research into the temporal structure of memories of real-world events has shown that the unfolding of events is remembered as a sequence of units of experience, each unit representing a moment or segment of the past episode (for a review, see D'Argembeau et al., 2022). Importantly, however, this sequence of experience units is not continuous but includes temporal discontinuities: some segments of past experience are omitted when mentally replaying the course of events (Jeunehomme et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2023). The cognitive mechanisms leading to this structure of episodic memories are not fully understood, but research suggests that temporal discontinuities in memory representations may result from the way we integrate the continuous flow of experience in long-term memory by breaking it down into discrete units (i.e., events and sub-events; Bird, 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Loschky et al., 2020; Zacks, 2020). According to event segmentation theory (Zacks et al., 2007), to make sense of ongoing experience, we continually construct a mental model of the current situation (i.e., an event model), which is maintained in working memory (WM; Richmond & Zacks, 2017). When significant perceptual or conceptual changes occur, an event boundary is perceived—the subjective experience that an event has ended, and another begins—and the event model maintained in WM is updated and transferred into long-term memory (Baldassano et al., 2017; Kurby & Zacks, 2008; Loschky et al., 2020; Y. C. Wang et al., 2023).

The mechanism of encoding of event models proposed by event segmentation theory suggests that the experience units that are formed in long-term memory may depend on WM capacity (Güler et al., 2024; Leroy et al., 2023a; Sargent et al., 2013). When the information accumulated in an event model exceeds WM capacity, the mental representation of the event's unfolding may start to be truncated (i.e., part of the sensory stream would no longer be represented), leading to incomplete memory encoding of within-event information in long-term memory. A recent study that assessed temporal compression in memory for continuous events varying in duration supports this view (Leroy et al., 2024b). Participants were presented with a series of videos each showing a continuous event (with no event boundary) that lasted from 3 to 15 s. Immediately after the presentation of each video, participants had to mentally replay the

event's unfolding in their minds while the time needed to do so was recorded. The results showed that mental replay durations closely tracked the actual event duration for short events but began to become time-compressed when events lasted longer than 9 s. These results suggest that WM is temporally limited in its capacity to represent continuous events, which could in part explain why the unfolding of events is temporally compressed in episodic memory representations.

This research on the effect of event duration on memory replay for continuous events sheds a first light on the mechanisms by which some within-event information can be lost when event models are transferred to long-term memory. However, this is probably only one piece of the puzzle. Beyond the duration of events, other aspects of the microstructure of the continuous flow of experience could shape the temporal resolution with which events are represented in memory. The perception of an event boundary does not always result in the transfer of the current event model to long-term memory. Indeed, event segmentation is known to operate simultaneously at multiple time scales and levels of specificity, leading to a hierarchy of event representations: groups of fine-grained events cluster into larger event units (Hard et al., 2011; Zacks, 2020). For example, the event "make coffee" can be broken down into sub-events such as "choose a capsule", "put the capsule in the machine", "put the cup down", "start the machine", and so on. The transfer of WM content to episodic memory is triggered by the perception of high-level or coarse event boundaries (e.g., making coffee vs. checking emails), whereas lower-level or fine event boundaries (e.g., choosing a capsule vs. putting the capsule in the machine) would indicate the accumulation of information in the ongoing event model constructed in WM (Baldassano et al., 2017; Bird, 2020; M. Huff et al., 2014; Kurby & Zacks, 2008). Therefore, in many situations, it is not just a single event but a sequence of several events that needs to be maintained in WM, until the content of WM is transferred to long-term memory. We propose that the processing of such event sequence involves the formation of chunks in WM.

The role of chunking in optimizing the maintenance of information in WM is well known (Norris & Kalm, 2021). Chunking can be framed as a form of data compression, allowing more elements to be maintained in less space by removing redundant information: regularities in perceptual input are used to form more compact representations (Brady et al., 2009; Mathy et al., 2023; Norris & Kalm, 2021). In support of this view, research has shown that the number of items that can be maintained in WM increases when they contain statistical regularities, as highly correlated items can be summarized in a single chunk (Brady et al., 2009; Chekaf et al., 2016; Kowialiewski et al., 2022; Lemaire et al., 2012; Norris et al., 2020). However, although the creation of chunks in WM enables a higher number of items to be remembered, the amount of information that can be maintained (i.e., WM capacity) remains unchanged, so this increase in the number of retained items comes at the expense of memory precision. Indeed, highly redundant items tend to be remembered with less precision (Al Roumi et al., 2021; Lazartigues et al., 2021; Mathy et al., 2023; Nassar et al., 2018; Ramzaoui & Mathy, 2021).

A similar chunking mechanism might operate when processing naturalistic events. In fact, event segmentation can be thought as a temporal chunking of the perceptual stream, leading to the formation of compressed "high-predictability event units" (Baldwin & Kosie, 2021;

McGatlin et al., 2018) that are created by the integration vs. segregation of information in the sensory stream (Clewett et al., 2019; Clewett & Davachi, 2017). When experiencing a sequence of events, fine event boundaries may induce the chunking of information that need to be maintained in WM: each boundary may trigger the creation of a WM representation that synthetically represents the unfolding of the just-experienced event, freeing up WM resources for the maintenance of subsequent events. The reduced precision of representations following chunking may in part explain the time-compressed replay of naturalistic events that are maintained in WM. Consequently, although the total remembering duration of a sequence should increase with the number of events it contains, each event, taken individually, should be remembered more quickly (less completely) when it is encoded as part of a sequence than if it is presented in isolation. In addition, as longer events are likely to involve more redundancies (i.e., their unfolding is more compressible), the decrease of event temporal resolution with the number of events should increase with event duration.

In summary, the formation of experience units in episodic memory may be shaped by the microstructure of the event model that is maintained in WM to make sense of ongoing experience. In particular, the temporal resolution with which events are represented may depend on the number and duration of events that need to be maintained in a sequence. To test this hypothesis, we asked participants to watch and mentally replay videos depicting sequences of lifelike events (i.e., continuous actions performed without interruption), and we manipulated the number and duration of events included in the sequences. For each trial, participants were asked to mentally replay the sequence of events, in as much detail as possible, and we measured the time it took them to remember it. Based on this measure, we computed two indices estimating the temporal resolution of memory for the individual events that composed the sequence: the event remembering duration (i.e., the total memory replay duration divided by the number of events in the video) and the event temporal ratio (i.e., the ratio between event remembering duration and the actual event duration). First, we aimed to replicate previous results (Leroy et al., 2024b) showing that, when events are presented in isolation, event remembering duration increases non-linearly with event duration, showing that longer events begin to be temporally compressed (i.e. the temporal ratio should be close to 1 for short events, then lower for long events). Second, we predicted that when several events are presented, the perceptual stream is temporally chunked to allow representing the entire sequence in WM, such that memory for the individual events composing the sequence is truncated (i.e., event remembering duration and temporal ratio decrease). Insofar as the maintenance of several events in WM is made possible by a drop in within-event information, the effect of the number of events on the two temporal resolution indices should be greater for sequences composed of longer events.

In addition to addressing these main research questions, we also aimed to explore the relationship between individual differences in the vividness of visual mental imagery and the temporal compression of events in memory. Given the close links between visual imagery and the maintenance of items in visual WM (Albers et al., 2013; Baddeley & Andrade, 2000; Borst et al., 2012; Brady et al., 2024; Brockmole, 2009; Ceja & Franconeri, 2023; Helme-Guizon, 1997; Keogh & Pearson, 2011, 2014; Pearson et al., 2011; Santarpia et al., 2008; Tong, 2013), we expected that people who have more vivid visual imagery would display lower memory

compression rates when mentally replaying events. Furthermore, to the extent that the effects of event number and duration on memory compression result from WM capacity limit, we hypothesized that individuals with higher vividness of visual imagery would be less subject to the deleterious effects of event number and duration. These hypotheses, the study design, and analysis plan were preregistered in OSF at <https://osf.io/a6ydj>.

Method

Participants

Participants were 72 young adults (32 women and 40 men) aged between 18 and 35 ($M = 23.6$, $SD = 7$) who were recruited through announcements on social media and word-of-mouth. To be included, participants had not to be currently taking any medication that could affect their ability to concentrate or have a history of psychiatric, psychological, or neurological disorder. Our main statistical analyses were conducted using linear mixed-effects models (Brauer & Curtin, 2018), and the targeted sample size was determined using a power analysis based on Monte-Carlo simulations (Brysbart & Stevens, 2018; DeBruine & Barr, 2021). We conducted a pilot study with 10 participants (who were not included in our final sample) and used these pilot data to fit each statistical model we planned to run on our final dataset. Then, we computed a power curve (showing the statistical power that can be achieved with a range of sample sizes) for each of these models. The alpha level was set to 0.05. Taken together, these analyses indicated that a sample size of 50 participants would provide a statistical power of at least 90% to detect the effects of interest (pilot data, scripts, and power analyses are available at <https://osf.io/6aecj>). To have an equal number of participants assigned to each of our 24 sets of stimuli (see below), we targeted a sample size of 72 participants. All participants provided written informed consent, and the study was approved by the local ethics committee (ref. 2122-009).

Materials and procedure

Participants had to mentally replay a series of videos depicting people performing daily life activities (see Figure 1). To examine how temporal compression in memory replay is impacted by the number and duration events, each participant was exposed to 12 videos that included different number of events (one, two or three) of different durations (3, 6, 9, or 12 s).

The stimuli were constructed based on 24 movie clips showing one (or several) person(s) performing a continuous action (e.g., turning a car jack) for at least 12 s, with no event boundary (i.e., each video showed a single continuous action). Some of the movie clips were selected from previous studies on event segmentation (Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013; M. E. Smith et al., 2020, 2021; Wahlheim et al., 2022) and others were downloaded from a website hosting free-to-use audiovisual content (<https://pixabay.com/>). Each movie clip

was edited to construct versions of the same event that lasted 3, 6, 9, and 12 s³⁰. The 3-s version corresponded to the first 3 s of the event, the 6-s version corresponded to the first 6 s of the event, and so on. Then, for each event duration, we created video stimuli containing one, two or three events³¹. In total, we constituted 24 sets of stimuli, each containing 12 videos (4 event durations X 3 numbers of events), such that the assignment of an action to a given event number, event duration or position in the sequence (e.g., first in a stimulus containing two events, third in a stimulus containing three events, etc.) was counterbalanced across participants. Each participant was randomly assigned to one of these 24 sets (with replacement). Within each set, the order of trials was fully randomized. All the video stimuli as well as the spreadsheet that ruled their order of presentation are available in OSF at <https://osf.io/6aecj>.

Each trial started with a fixation cross of 3 s followed by a video. Participants were instructed to watch the video carefully and then to mentally replay it, as accurately and precisely as possible (as if they were watching the video again in their minds). The time taken by participants to mentally replay the unfolding of the video was measured by asking them to press the spacebar to indicate the beginning and end of remembering (Jeunehomme & D'Argembeau, 2019)³². To familiarize participants with the procedure, they performed three practice trials (one for each number of events) before starting the main task. Events displayed in these practice trials were not used for the main task. Participants performed the task on a laptop via the Gorilla platform (<https://gorilla.sc/>) and were supervised by the experimenter during the entire testing. The detailed instructions are available in OSF at <https://osf.io/6aecj>.

³⁰ Research on temporal cognition suggests that the “subjective present” lasts about 3 s, which would correspond to the elementary units of the flow of consciousness (Fairhall et al., 2014; Monfort et al., 2020; Montemayor & Wittmann, 2014; Pöppel, 1997). Working memory would then enable us to maintain several of these units of “now” in an active state to form more complex event representations (i.e., event models; Richmond & Zacks, 2017) covering up to 10-12 s of the perceptual stream (Jeneson & Squire, 2012; Wittmann, 2016). Based on this literature, we decided to sample continuous events lasting from 3 to 12-s, in 3-second increments.

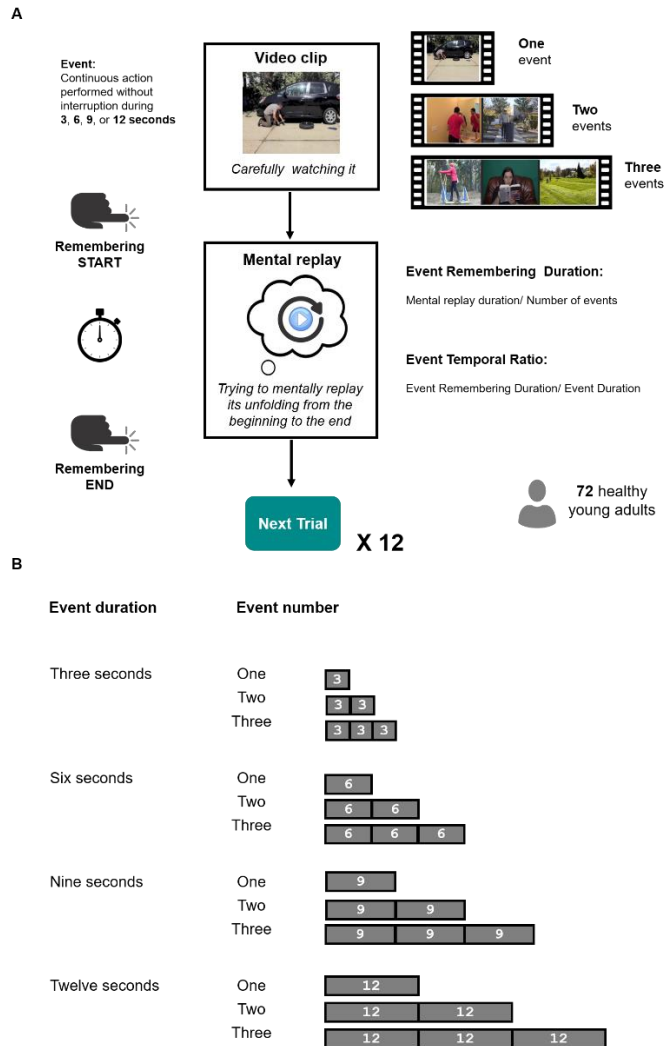
³¹ The transition between different events in a sequence was made by a relatively fast fading: each event started with a black frame, followed by 6 frames during which the activity gradually appeared. Similarly, at the end of each event, the activity gradually disappeared for 6 frames, ending with a black frame. To avoid introducing any systematic visual differences between events presented alone or in a sequence, events began and ended in this way even when presented alone. For all our video stimuli, the frame rate was 24 fps.

³² During the pilot study, participants were asked to write down the content of their memory immediately after each stimulus had been mentally replayed. The number of recalled events corresponded to the number of events presented in the video on nearly all trials. Of note, some participants reported being distracted during the viewing and mental replay of the video because they were wondering which words they would use to describe the events (e.g., one participant reported that “during the video with the man changing a tire, I kept asking myself the name of the tool used because I knew I would have to describe the scene”). Therefore, to simplify the task and maximize the involvement of participants in the mental replay of the videos, we decided to remove the written description part of the task in the main study.

After the memory task, participants' vividness of visual imagery was assessed using the Vividness of Visual Imagery Questionnaire (VVIQ), which comprises 16 items referring to different situations that the participant is asked to mentally visualize (Marks, 1973). For each item, participants had to rate their mental images on a 5-point scale according to their vividness (1= no image, 5= as vivid as perception)³³. We used a French version of the VVIQ (Santarpia et al., 2008). Participants could either keep their eyes open or close them (no instruction was given in this respect, as in the mental replay task; Pearson et al., 2011). We computed a total VVIQ score by summing the 16 VVIQ ratings. The questionnaire showed a good reliability in our sample (Cronbach's alpha = 0.79, bootstrapped 95% CI [0.69, 0.85]; see Supplementary Materials for more detail).

³³ As suggested by McKelvie (1995), the numerical values on the 5-point rating scale initially proposed by Marks were reversed, so that higher ratings represent greater vividness.

Figure 1
Summary of the experimental paradigm



B

Event duration	Event number	Stimulus representation
Three seconds	One	[3]
	Two	[3] [3]
	Three	[3] [3] [3]
Six seconds	One	[6]
	Two	[6] [6]
	Three	[6] [6] [6]
Nine seconds	One	[9]
	Two	[9] [9]
	Three	[9] [9] [9]
Twelve seconds	One	[12]
	Two	[12] [12]
	Three	[12] [12] [12]

Note. A. Experimental design and trial structure. Each trial started with a video clip composed of either one, two or three events. Each event depicted a person engaged in a continuous action (performed without interruption) during 3, 6, 9, or 12 s. As soon as the video ended, participants had to mentally replay its unfolding in as much detail as possible, as if they saw again the depicted event(s). They were asked to press the spacebar when they started and when they finished their mental replay, allowing us to estimate the time they took to mentally replay the video clips. Based on this measure, we computed two indices: the event remembering duration (i.e., the mental replay duration divided by the number of events in the clip) and the event temporal ratio (i.e., the ratio between event remembering duration and event duration). **B. Features of the stimuli.** Each participant had to perform 12 trials of the mental replay task. Each trial corresponded to one of the 12 possible combinations of our variables of interest: event duration and event number (e.g., 3-s event presented alone, 3-s event presented in sequence of two events, 3-s event presented in a sequence of three events, 6-s event presented alone, and so on).

Data cleaning

Data cleaning was performed following our preregistered plan (<https://osf.io/a6ydj>). First, participants who did not complete the entire memory task were excluded from the analyses, and trials for which there was a technical issue with the video presentation (e.g., an abnormal duration of presentation) were excluded. In addition, we removed trials with a time of mental replay shorter than 1 s (i.e., to remove trials during which the participant inadvertently pressed the button twice or did not properly follow the instructions) or longer than twice the real duration of the remembered video (i.e., to remove trials during which the participant was interrupted or did not mentally replay the video in one shot). If more than half of the trials of one type (one duration) had to be excluded for a given participant, the entire participant was removed from the analyses. Each removed participant was replaced by another participant. In total, 6 participants were removed. The analyses reported here are based on 849 observations from 72 participants.

Statistical analyses

All statistical analyses were performed using R (version 4.2.2; R Core Team, 2022) and RStudio (version 3.0.386; Posit team, 2023) on Windows 10 x64 (build 22621). See Supplementary Materials for more details about the R packages that were used.

Our main interest was to examine to what extent memory for individual events that constituted video clips depended on the number and duration of events that clips contained. To address this question, we focused on two indices estimating the temporal resolution of events in memory: event remembering duration and event temporal ratio. We tested our hypotheses using growth curve analyses with mixed-effect models (Mirman, 2014). We fitted two models: one with event remembering duration as outcome and one with event temporal ratio as outcome. Both models had as predictors a first- and second-order orthogonal polynomial transformations of event duration (i.e., linear and quadratic terms), the number of events (treated as a three-level factor) and their interaction. The first level of the “event number” factor (i.e., one event) was taken as reference level (i.e., treatment coding). Following our preregistration plan, as the conditions of application of classical linear mixed-effects models were not fully met (see <https://osf.io/6aecj>, for the complete assessment), we used a robust alternative (i.e., DAStau estimator; Koller, 2013, 2016; Mason, 2022)³⁴. Models were fitted with the maximal random effect structure (Barr et al., 2013) and then simplified until all the parameters were properly estimated (see Supplementary Materials and osf.io/6aecj for more details). The two final models included two correlated random effects: a random intercept for participants and a random slope for the linear term.

³⁴ The results obtained with the classical and robust analyses were similar and conclusions regarding our hypotheses were the same. We therefore only report here the results obtained with the robust estimates, while the results of the classical analyses are available at <https://osf.io/6aecj>.

The explained variance of the models was evaluated with Nakagawa's R^2 s. Marginal R^2 represents the part of the dependent variable variance explained by fixed effects alone, while conditional R^2 represents the variance explained by the entire model (fixed and random effects; Johnson, 2014; Nakagawa et al., 2017; Nakagawa & Schielzeth, 2013).

We assessed the statistical significance of parameter estimates with confidence intervals (CIs) and p -values (considering an alpha of 0.05, two tailed) obtained from standard errors (SE) and t -statistics of the models using the normal approximation (i.e., treating the t -value as a z -value; Mason, 2022; Mirman, 2014). Estimated means, associated pointwise standard errors and Wald's 95% CIs were computed based on fixed effects coefficients and variance-covariance matrices of the models. Bonferroni correction was applied for multiple contrasts.

Finally, we fitted two additional models to examine whether the effects of event number and duration were modulated by individual differences in the vividness of visual mental imagery. The first model predicted event remembering duration by event duration, event number, VVIQ scores, and their interactions. The second model included the same predictors but event temporal ratio as outcome. In the two models, event duration was transformed in a first and second order orthogonal polynomials (i.e., linear and quadratic terms), event number was treated as a 3-level factor, and VVIQ scores were transformed into z -scores. The two models included the same random effects: a random intercept for participants and a random slope (at the participant level) for the linear term.

More details about fitted models and detailed descriptive statistics are reported in the Supplementary Materials. All data, analysis scripts, and research materials are available at <https://osf.io/6aecj>.

Results

Effects of event duration on memory for single events

First, we aimed to replicate previous results on WM temporal limit for continuous events (Leroy et al., 2024b). To do so, we inspected the effect of event duration on remembering duration and temporal ratio for events that were presented alone (see Figure 2). As expected, this analysis revealed a non-linear increase of event remembering duration as a function of event duration (linear term: $b = 4.42$, $SE = 0.31$, 95% $CI [3.81, 5.03]$, $t = 14.20$, $p < .001$; quadratic term: $b = -0.50$, $SE = 0.15$, 95% $CI [-0.80, -0.21]$, $t = -3.35$, $p < .001$). There was also a decrease of event temporal ratio as a function of event duration (linear term: $b = -0.32$, $SE = 0.03$, 95% $CI [-0.38, -0.25]$, $t = -9.70$, $p < .001$; quadratic term: $b = 0.04$, $SE = 0.02$, 95% $CI [-0.01, 0.08]$, $t = 1.60$, $p = 0.11$). These results show that temporal compression was not systematic but emerged when events exceeded a certain duration. According to the model estimates, event remembering duration became shorter than the actual event duration (i.e., temporal compression emerged) for events lasting 9 s or longer (see Table 1). This pattern of results suggests that WM capacity in representing continuous events is limited and can cover experience slices of approximately 9 s. Beyond that duration, the stream of experience accumulated would exceed WM capacity, so that the mental representation of the event would start to be truncated (i.e., part of the sensory stream is no longer represented).

Effects of event number and duration on memory for events presented in sequence

Next, we investigated whether, in addition to being impacted by event duration, the temporal resolution of events in memory decreases when they are encoded as a segment of a broader sequence of events. There was indeed a significant main effect of the number of events on the index of event remembering duration (see Figure 2A), showing that remembering duration was higher when events were presented in isolation than when they were included in videos that contained several events (one event vs. two events: $b = 1.00$, 95% $CI [0.74, 1.25]$, $t = 9.44$, $p < 0.001$; one event vs. three events: $b = 1.17$, 95% $CI [0.91, 1.42]$, $t = 11.04$, $p < 0.001$); remembering duration did not differ significantly depending on whether two or three events had to be mentally replayed (two vs. three events: $b = 0.17$, 95% $CI [-0.08, 0.42]$, $t = 1.61$, $p = 0.32$). A similar pattern of results was obtained for the event temporal ratio (see Figure 2B): the ratio was lower when several events were presented (one event vs. two events: $b = -0.15$, 95% $CI [0.11, 0.18]$, $t = 9.42$, $p < 0.001$; one event vs. three events: $b = 0.16$, 95% $CI [0.13, 0.20]$, $t = -10.48$, $p < 0.001$) but did not differ significantly depending on whether two or three events had to be mentally replayed (two vs. three events: $b = 0.02$, 95% $CI [-0.02, 0.05]$, $t = 1.10$, $p = 0.86$).

We also examined to what extent the effect of event duration on temporal compression varied depending on the number of events included in the sequence. We expected the number of events to have a stronger effect for longer events, as these contain more redundant information that can be omitted. In other words, we predicted that the increase of event remembering duration

with event duration would be weaker when events are presented in a sequence. In line with this hypothesis, there was a significant interaction between the number of events and the linear term for event duration, showing that the increase in remembering duration with event duration was weaker (the effect of the linear term was less pronounced) when events were presented in sequences of two and three events than when they were presented alone (one vs. two events: $b = -0.58$, 95% *CI* [-0.99, -0.16], $t = -2.73$, $p = 0.006$; one vs. three events: $b = -1.02$, 95% *CI* [-1.43, -0.61], $t = -4.83$, $p < 0.001$). Regarding event temporal ratio, no significant interaction was found (one vs. two events: $b = 0.05$, 95% *CI* [-0.01, 0.12], $t = 1.73$, $p = 0.084$; one vs. three events: $b = -0.002$, 95% *CI* [-0.06, 0.06], $t = -0.06$, $p = 0.96$). We hypothesized that, when presented within a sequence, events would be chunked (represented more synthetically, in a compressed form) to allow them to be maintained in WM while processing subsequent events. The constant impact of the number of events on the temporal ratio, regardless of event duration, suggests that this WM compression of continuous events is accomplished by omitting a fixed proportion of the event unfolding.

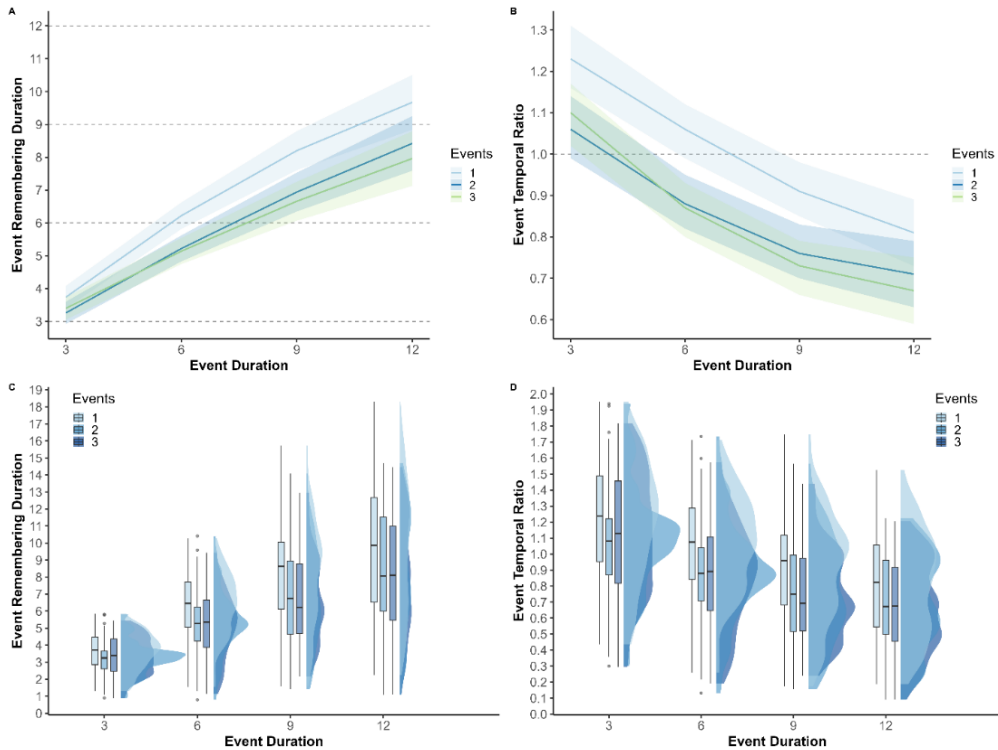
Table 1

Estimated event remembering duration and event temporal ratio as a function of event number and duration

<i>Event duration</i>	<i>Estimated event remembering duration</i>	<i>95% CI event remembering duration</i>	<i>Estimated event temporal ratio</i>	<i>95% CI event temporal ratio</i>
One event				
3	3.74	[3.40, 4.08]	1.23	[1.16, 1.31]
6	6.22	[5.82, 6.62]	1.06	[0.99, 1.12]
9	8.20	[7.61, 8.79]	0.91	[0.85, 0.98]
12	9.67	[8.84, 10.50]	0.81	[0.73, 0.89]
Two events				
3	3.26	[2.93, 3.60]	1.06	[0.99, 1.14]
6	5.22	[4.83, 5.62]	0.88	[0.82, 0.95]
9	6.94	[6.35, 7.53]	0.76	[0.70, 0.83]
12	8.42	[7.59, 9.25]	0.71	[0.63, 0.79]
Three events				
3	3.40	[3.06, 3.74]	1.10	[1.02, 1.17]
6	5.14	[4.75, 5.54]	0.87	[0.80, 0.93]
9	6.66	[6.07, 7.25]	0.73	[0.66, 0.79]
12	7.96	[7.13, 8.79]	0.67	[0.59, 0.75]

Figure 2

Event remembering duration and event temporal ratio as a function of event number and duration



Note. **A.** Estimated event remembering duration and 95% CIs across event numbers and durations. **B.** Estimated event temporal ratio and 95% CIs across event numbers and durations. **C.** Observed values for event remembering duration depending on event number and duration (density and Tukey's boxes). **D.** Observed values for event temporal ratio depending on event number and duration (density and Tukey's boxes).

Additional analyses on the effects of event number and duration

To further characterize the effects of the number and duration of events on the temporal compression of memories, we conducted some additional (non-registered) analyses. These are reported in detail in the Supplementary Materials and the main results are summarized below. As detailed above, we found that events were more compressed in memory when they were part of a sequence that included several events. However, it is worth noting that, despite this decrease in event remembering duration when events when presented in a sequence, mental replay times for the entire video clips (i.e., for the sequence of events) increased with the number of events they

contained (i.e., participants took longer to remember videos that included more events). We also examined whether, for a given video duration, the video temporal ratio (i.e., the ratio between the time taken to remember the entire sequence of events and its actual duration) varied according to the number of events it contained. This showed that, for the same video duration, the video temporal ratio was higher (i.e., temporal compression was lower) when the video contained more events. These results are consistent with previous studies showing that past episodes are remembered with less temporal compression when they include more event boundaries (i.e., more events; Folville et al., 2020; Jeunehomme et al., 2020; Leroy et al., 2023a; Y. Wang & Gennari, 2019).

We also tested the possibility that the temporal resolution of event representations in memory may primarily be determined by the total duration of the sequence in which they are included, rather than by the number and duration of events as such. To investigate this possibility, we compared the goodness of fit (using seven indices) of the models we fitted to predict event remembering duration and event temporal ratio, on the one hand, and models predicting the same outcome simply by the total video duration, on the other hand. For each of the indices, the model with event number and duration as predictors outperformed the model with the total video duration as single predictor, both for event remembering duration and event temporal ratio (see Supplementary Materials).

Individual differences in visual imagery

Finally, we examined to what extent the effects of event number and duration on memory compression are modulated by individual differences in visual imagery. We expected to observe a positive association between VVIQ scores and event remembering duration and event temporal ratio. Moreover, we expected that individuals with high vividness of visual imagery would be less subject to the deleterious effects of event number and duration. The results partially supported our hypotheses. There was no significant main effect of VVIQ scores on event remembering duration ($b = 0.17$, 95% *CI* [-0.28, 0.61], $t = 0.73$, $p = 0.468$) or event temporal ratio ($b = 0.01$, 95% *CI* [-0.05, 0.07], $t = 0.35$, $p = 0.727$), but there were significant interactions between VVIQ scores and the effect of event duration. Indeed, the increase of event remembering duration with event duration was positively associated with VVIQ scores (interaction between the linear term and VVIQ scores: $b = 0.50$, 95% *CI* [-0.05, 1.05], $t = 1.78$, $p = 0.075$; interaction between the quadratic term and VVIQ scores: $b = 0.24$, 95% *CI* [0.07, 0.41], $t = 2.77$, $p = 0.006$). Furthermore, participants with high VVIQ scores showed a weaker decrease of event temporal ratio with event duration (interaction between the linear term and VVIQ scores: $b = 0.05$, 95% *CI* [0.00, 0.11], $t = 2.07$, $p = 0.038$, interaction between the quadratic term and VVIQ scores: $b = 0.01$, 95% *CI* [-0.01, 0.04], $t = 0.94$, $p = 0.346$). These results suggest that the increase in temporal compression of memories with event duration is lower for people who have a higher visual imagery capacity. In contrast, there was no significant interaction between the effect of the number of events and VVIQ scores, neither for event remembering duration (two vs. one event: $b = 0.11$, 95% *CI* [-0.10, 0.31], $t = 1.03$, $p = 0.302$, three vs. one event: $b = 0.13$, 95% *CI* [-0.08, 0.34], $t = 1.21$, $p = 0.226$), nor for event temporal ratio (two vs. one event: $b = 0.01$, 95% *CI* [-0.02, 0.04], $t = 0.74$, $p = 0.458$, three vs. one event: $b = 0.02$, 95% *CI* [-0.01, 0.05], $t = 1.00$, $p = 0.317$).

Discussion

The current study aimed to shed light on the mechanisms underlying the construction of event sequences in memory by inspecting how the microstructure of the perceptual stream shapes the temporal compression of events in memory representations. Using a mental replay task with video clips in which the number and duration of events varied orthogonally, we showed that both dimensions influenced the temporal resolution of event memories. In line with previous findings (Leroy et al., 2024b), we observed that the temporal compression of single continuous events emerged when they lasted 9 s or longer. We then found that events were mentally replayed more quickly when they were part of a sequence of several events (i.e., two or three events) than when they were presented alone, particularly for long events. In contrast, the difference between sequences of two and three events was small and not statistically significant. However, further analyses revealed that the temporal resolution with which events composing a sequence were represented in memory was better explained by the microstructure of the sequence (i.e., event number and duration) than by its total duration. Finally, we observed that the increase in event remembering duration with event duration was higher for participants with high VVIQ scores. Coherently, the decrease of event temporal ratio with event duration was less pronounced for individuals who have higher vividness of visual mental imagery. On the other hand, we did not observe any interaction between the vividness of mental imagery and the effect of event number.

According to seminal models of event cognition (Loschky et al., 2020; Zacks, 2020), to make sense of “what is happening now”, we continually construct a mental model of the current situation (i.e., an event model that contains information about people, objects, actions, and perceptual features of the situation). This model is maintained in WM and accumulates information representing the unfolding of experience until a coarse event boundary is perceived, which triggers the transfer of the event model to long-term memory (i.e., as an experience unit or a sequence of experience units; Baldassano et al., 2017; Q. Lu et al., 2022). Given the limited capacity of WM, at least two characteristics of the stream of events may influence this encoding mechanism, thereby shaping the temporal compression of events in memories. First, when the duration of a continuous event that needs to be maintained exceeds WM capacity, the mental representation of its unfolding may be truncated, leading to an incomplete encoding of within-event information in long-term memory. In support of this view, and replicating previous results (Leroy et al., 2024b), we found that the mental replay of a continuous event begins to be shorter than the actual event duration when it exceeds 9 s. Second, the temporal resolution of event representations may be further diminished when several events need to be retained. When experiencing a sequence of events, fine event boundaries may induce the chunking of information that needs to be maintained in WM: each boundary may trigger the creation of a WM representation that represents the unfolding of the just-experienced event in a compressed way, freeing up WM resources for the maintenance of subsequent events. However, this chunking mechanism may reduce the precision of memory representations, which may in part explain the time-compressed replay of events that are maintained in WM. In support of this view, we found that, beyond event duration, the memory replay of an event is more compressed when it is part of

a sequence of several events than when it is presented alone. Moreover, we observed a stronger effect of event number on remembering duration for longer events, suggesting that maintaining several events in memory comes at the expense of some within-event information. This result echoes those of previous studies that have shown that temporal discontinuities in memory representations correspond to moments of past experience that occurred between event boundaries (i.e., within-event information; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020, 2023; Michelmann et al., 2023).

Although the role of chunking in optimizing the maintenance of information in WM has been abundantly demonstrated (for a review, see Norris & Kalm, 2021), most studies involve stimuli that lack the perceptual richness and temporally extended nature of real-world events. The present study thus provides new evidence for the role of chunking in representing dynamic, naturalistic events in WM. Our results suggest that the chunking mechanism observed in classical WM tasks (i.e., the recoding of redundant information into a more synthetic representation) may be involved in the construction of event models. Indeed, it has been suggested that event segmentation could be seen as a temporal chunking of the perceptual stream, leading to the formation of compressed event representations (Clewett et al., 2019; Clewett & Davachi, 2017). However, this proposal was based on studies in which events consisted of sequences of static stimuli (e.g., pictures) sharing the same context (e.g., pictures of peoples vs. pictures of objects). Our study therefore goes a step further, suggesting that a similar chunking mechanism of the perceptual stream is (at least partly) responsible for the temporal compression of naturalistic events in memory.

We also found that the increase of memory compression rates with event duration was less pronounced for people who have more vivid visual mental imagery. This result is interesting from both a methodological and theoretical perspective. Firstly, from a methodological point of view, this confirms that our measure of mental replay times does indeed reflect the duration of mental replay, rather than the time needed to search information in memory (which could also vary according to the number and duration of events), insofar as individuals with better visual imagery can indeed recall events in greater detail (Marks, 1973; Sheldon et al., 2017; Vannucci et al., 2016). Secondly, from a theoretical standpoint, our results are in line with the view that the ability to form visual mental images and the ability to integrate the unfolding of continuous events both rely on WM. There is evidence for the existence of important overlaps between visual mental imagery and visual WM. The two are indeed conceptually similar, as they involve the active maintenance and manipulation of visual information (Brockmole, 2009; Tong, 2013) and rely on a depictive representational format (Borst et al., 2012). This proposal received extensive empirical support from both behavioral and neuroimaging data (Albers et al., 2013; Baddeley & Andrade, 2000; Borst et al., 2012; Brady et al., 2024; Brockmole, 2009; Ceja & Franconeri, 2023; Keogh & Pearson, 2011, 2014; Pearson et al., 2011; Tong, 2013). In addition, previous studies suggest that the length of continuous events (i.e., events without EBs) that can be held entirely in WM (without being truncated) vary depending on individuals' WM capacity (Leroy et al., 2024a). In line with these previous findings, our results suggest that the temporal resolution with which events are represented in memory depend on the ability to maintain/accumulate visual information in WM. Conversely, the effect of the number of events did not vary according to

individuals' mental imagery. This further suggests that the number and duration of events have separate influence on the temporal resolution of experience units in memory.

While the present results suggest that event segmentation and WM capacity limit jointly determine the temporal structure of everyday memories, a number of questions remain unanswered. First, in line with the event chunking mechanism we hypothesized, our results suggest that the unfolding of events is encoded less completely when they are experienced in a sequence. However, since we did not evaluate the content of mental replay, our data do not allow us to infer how precisely this event chunking is implemented (how exactly events are recoded). The fact that we observed an increase in event remembering duration with event duration even when several events had to be retained indicates that within-event information is not entirely dropped during chunking. The removal of redundancies is thought to be one of the key mechanisms by which information is compressed in memory (C. J. Bates & Jacobs, 2020; Norris & Kalm, 2021). Although this remains to be tested, the chunking/compression of event representations in WM could be achieved by only keeping one occurrence of redundant perceptual units: for example, repetitions of the same action (e.g., the different turns made by a person unscrewing a bolt) could be dropped to form more efficient representations.

Based on previous works showing a decrease in the precision with which items are held in WM as their number increases (Bays et al., 2009; Bays & Masud Husain, 2008; Hepner & Nozari, 2019; Joseph et al., 2015; Tsuda & Saiki, 2019; Zokaei et al., 2011), we expected the temporal resolution of event representations to decrease with their number. However, we did not find a significant difference in event temporal resolution between sequences composed of two vs. three events. Future studies should increase the number of events within a sequence beyond three events to further clarify the effect of the number of events on the temporal resolution of memory representations. It might also be that the temporal resolution of event representations depends not on the number of events per se, but on the number of layers in the segmental structure of the sequence. In our study, since the events that composed the sequences were unrelated, we had only two types of segmental structures: videos showing a single event (one layer) and videos showing sequences of several unrelated events (two layers: each individual event and the sequence they form together). It could be that the temporal compression of events depends on the number of layers in an event sequence more than the number of events per se, which could explain why there was no significant difference between sequences of two versus three events. Future research will need to determine whether it is the number of events or their hierarchical structure that primarily influence temporal compression³⁵.

³⁵ This could be investigated with stimuli varying in the complexity of their hierarchical structure. For example, a sequence could include four events that are unrelated (two hierarchical layers) or could be composed of two events from the same theme and two other events from another theme (e.g., first event: someone mows the lawn, second event: the same person cuts the hedge, third event: another person runs in town, fourth event: the same person runs in the woods). The latter sequence has a 3-layer hierarchical structure: each individual event, the two events from the same theme, and the entire sequence.

According to our view, WM maintains and integrates fine events by accumulating them until a coarse event boundary is encountered. Then, all the fine events are collectively transferred to episodic memory (as a sequence of experience units). Temporal compression would result from WM capacity limit in accumulating long and/or numerous events during online perception. Our results are consistent with this mechanism. It should be noted, however, that other cognitive processes could underlie the effects of event number and duration on temporal compression. One possibility would be that every event boundary, even those delimiting low-level/fine events, triggers the transfer of the currently held event model to long-term memory. Then, when a coarse event boundary is perceived, all previous events would be reactivated in WM and re-encoded as a meaningful unit in long-term memory (Güler et al., 2024). In this case, the temporal resolution with which events are represented in episodic memory would be essentially determined during this re-encoding process. More precisely, the quantity of perceptual information that can be reactivated “in one shot” in WM could be limited such that the temporal resolution with which events are reactivated would decrease with event number and duration (leading to missing segments in the re-encoded experience unit). Such a mechanism could also explain the pattern of results observed in the current study.

While the present results suggest that the microstructure of the perceptual stream shapes the encoding of events in a more or less compressed form, it should be noted that the partial lack of within-event information when representing a sequence of events could also be due to factors operating at the time of retrieval. Recent works showed that, when asked to mentally simulate past episodes, people tend to replay most informative parts of the episode (i.e., moments of the past experience surrounding event boundaries) while skipping less relevant parts (i.e., redundant information, within event information; Michelmann et al., 2019, 2023). In line with these results, it has been suggested that the speed of event simulations can be adaptively modulated to maximize the trade-off between simulation accuracy and duration (Arnold et al., 2016). In this context, the speed of mental replay of within-event information may increase with the number of remembered events. When several events have to be remembered, mental replay would be speeded up between event boundaries by leaving out redundancies. As a result, temporal compression would be higher for episodes composed of long and numerous events.

A limitation of the current study is that memory replay durations for the individual events presented in sequences were not measured directly but were inferred based on the total remembering duration, assuming that all events in the sequence are remembered with the same temporal resolution (i.e., we divided the total remembering duration by the number of events included in the sequence). Thus, in future research, one could modify the current paradigm to allow measuring memory replay durations for each individual event. Beyond the microstructure of events, some features of the individual events that compose a sequence (e.g., their sensorial richness or familiarity) could modulate the effect of duration on memory compression. In the current study, as we were specifically interested in the effects of event number and duration, the potential influences of these other features were controlled through counterbalancing of stimuli. Nevertheless, identifying the various characteristics of events shaping their temporal resolution

in memory is an important avenue for future research. In addition, the position of the event in the sequence could also influence the temporal resolution with which it is encoded in memory. In this study, the effect of position was controlled by counterbalancing but it would be interesting in future research to examine whether primacy and recency effects are apparent in the temporal resolution with which events are mentally replayed.

In conclusion, the current study sheds a new light on how the microstructure of the perceptual stream shapes its temporal resolution in memory. We showed that the temporal resolution of memory representations depends on both the number and duration of events composing past episodes. More precisely, our findings suggest that the temporal compression of events result from both WM capacity limit in representing continuous events and the chunking of within-event information. These results mark a step forward in the study of the temporal compression of events in episodic memory, this pervasive but poorly understood aspect of naturalistic event representation.

Supplementary Material

Supplementary information about the statistical analyses

Descriptive statistics

The Results section of the main text focuses on estimates from the robust linear mixed-effects models. For the sake of completeness, here we provide more detailed descriptive statistics about our main outcome variables: event remembering duration (Table S1) and event temporal ratio (Table S2).

Table S1

Event remembering duration as a function of the number and duration of events included in the videos (central tendency and distribution)

Number of Events	Event Duration	N	Q1	Median	Q3	Skew	Kurtosis
One							
	3	68	2.86	3.71	4.47	-0.25	-0.74
	6	68	5.05	6.45	7.72	-0.23	-0.32
	9	71	6.12	8.62	10.05	-0.07	-0.62
	12	72	6.53	9.87	12.68	0.02	-1.01
Two							
	3	70	2.61	3.25	3.66	0.25	0.14
	6	72	4.25	5.27	6.23	0.16	0.13
	9	72	4.65	6.74	8.95	0.12	-0.77
	12	71	5.99	8.07	11.52	-0.12	-1.10
Three							
	3	71	2.46	3.38	4.37	-0.08	-0.92
	6	71	3.88	5.35	6.64	-0.07	-0.63
	9	72	4.67	6.23	8.77	0.35	-0.55
	12	71	5.46	8.12	11.00	0.02	-1.07

Table S2

Event temporal ratio as a function of the number and duration of events included in the videos (central tendency and distribution).

Number of Events	Event Duration	N	Q1	Median	Q3	Skew	Kurtosis
One							
	3	68	0.95	1.24	1.49	-0.25	-0.74
	6	68	0.84	1.07	1.29	-0.23	-0.32
	9	71	0.68	0.96	1.12	-0.07	-0.62
	12	72	0.54	0.82	1.06	0.02	-1.01
Two							
	3	70	0.87	1.08	1.22	0.25	0.14
	6	72	0.71	0.88	1.04	0.16	0.13
	9	72	0.52	0.75	0.99	0.12	-0.77
	12	71	0.50	0.67	0.96	-0.12	-1.10
Three							
	3	71	0.82	1.13	1.46	-0.08	-0.92
	6	71	0.65	0.89	1.11	-0.07	-0.63
	9	72	0.52	0.69	0.97	0.35	-0.55
	12	71	0.45	0.68	0.92	0.02	-1.07

Main effects analyses

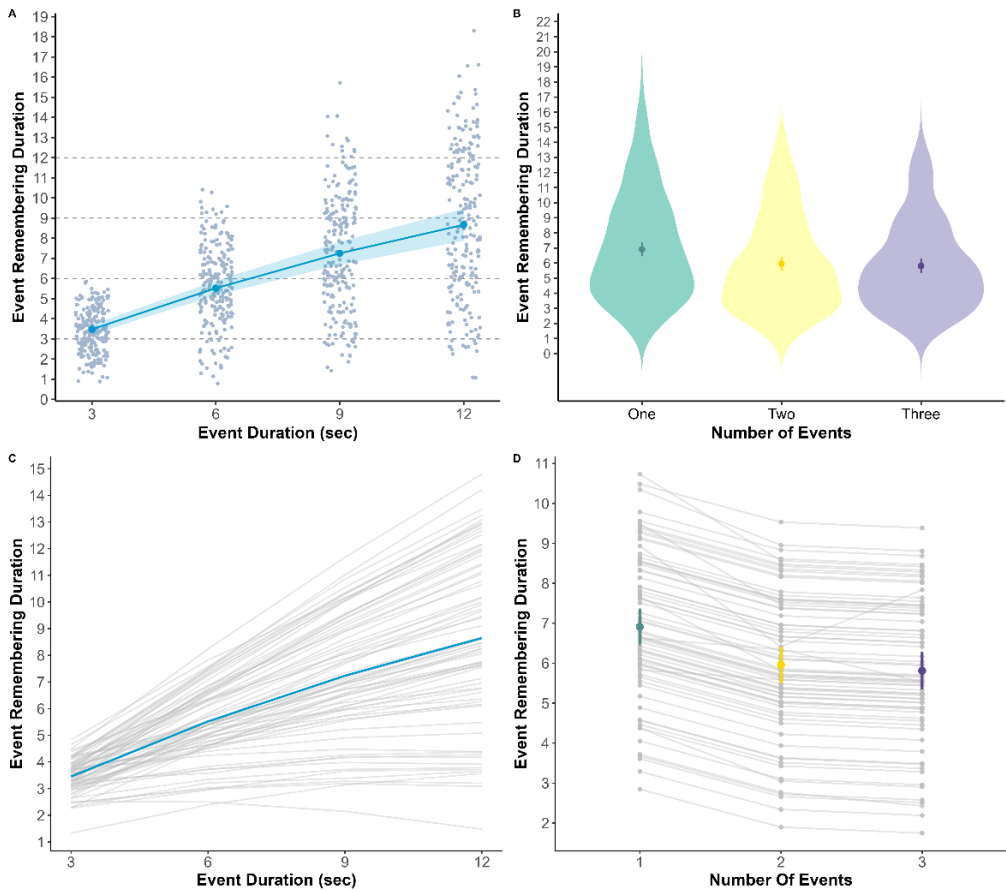
Following our pre-registered plan, we initially assessed the main effects of the number and duration of events using models that did not include the interaction terms as a predictor. Subsequently, we evaluated the interactions in separate models. Due to the observed interaction effect in the model predicting event remembering duration and to maintain conciseness, we have only included the results of the models with interactions in the main text. For the sake of completeness, the complete analysis of main effects is reported here.

We examined the main effects of event number and duration on event remembering duration and event temporal ratio by means of two growth curve analyses (Mirman, 2014; Winter & Wieling, 2016) with event number treated as a 3-level factor and event duration transformed in a first and second order orthogonal polynomials (i.e., linear and quadratic terms) as predictors.

The first growth curve predicted event remembering duration and included the main effects of event number and duration as predictors as well as two correlated random effects: a random intercept for participants and a random slope for the linear term (see Figure S1). The model explained 76% of the variance in event remembering duration (Conditional $R^2 = 0.76$) and its fixed part 39% (Marginal $R^2 = 0.39$). As expected, event remembering duration increased with event duration (i.e., the longer an event, the longer the event remembering duration), but not proportionally (linear term: $b = 3.87$, 95% $CI [3.31, 4.43]$, $t = 13.57$, $p < 0.001$; quadratic term: $b = -0.32$, 95% $CI [-0.49, -0.15]$, $t = -3.63$, $p < 0.001$). In addition, event remembering duration was higher when events were presented in isolation than when they were included in videos that contained several events (one event vs. two events: $b = 0.95$, 95% $CI [0.69, 1.21]$, $t = 8.89$, $p < 0.001$; one event vs. three event: $b = 1.10$, 95% $CI [0.84, 1.35]$, $t = 10.27$, $p < 0.001$); event remembering duration did not differ significantly depending on whether two or three events had to be mentally replayed (two vs. three events: $b = 0.15$, 95% $CI [-0.11, 0.40]$, $t = 1.40$, $p = 0.49$).

Figure S1

Main effects of event number and duration on event remembering duration

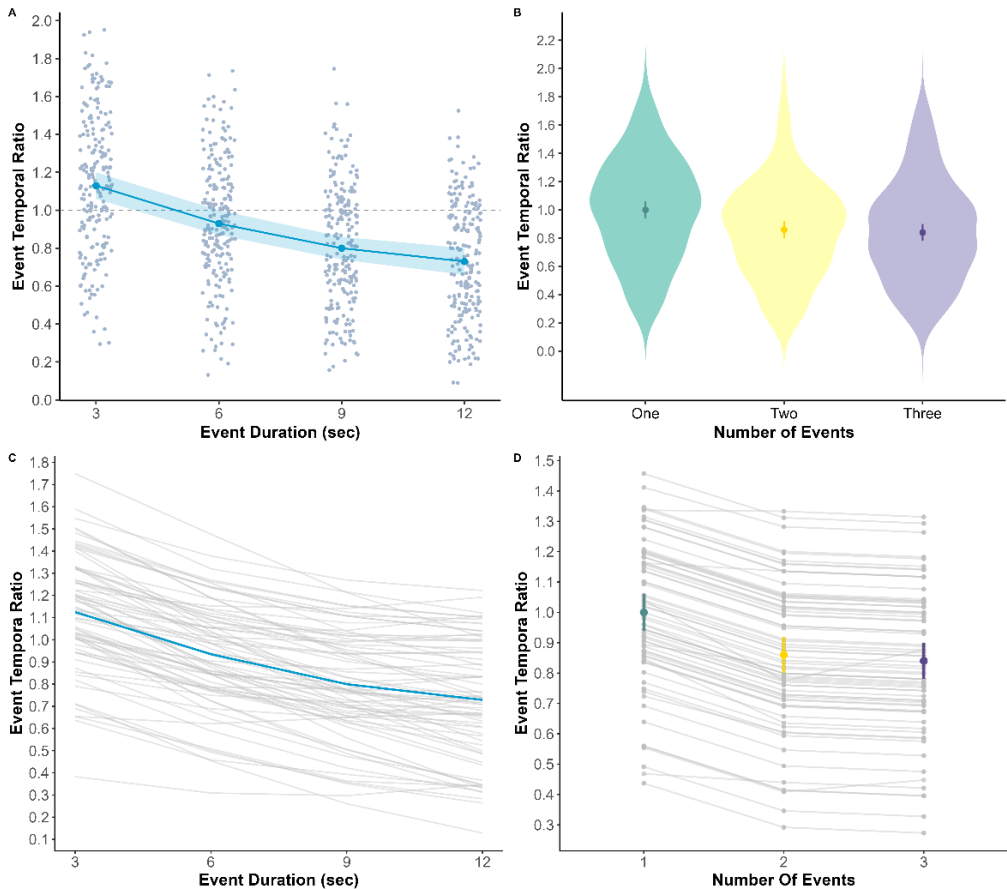


Note. **A.** Evolution of event remembering duration with event duration. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to one observed value. The blue-green dots and the ribbon surrounding them represent the estimated marginal means and their 95% CIs for each event duration (averaged over the different event numbers). **B.** Event remembering duration as a function of event number. The violins depict the distribution of observed values. Dots and vertical bars surrounding them correspond to the estimated marginal means and their 95% CIs for each event number (averaged over the event durations). **C.** Increase of event remembering duration with event duration. Each grey line corresponds to the estimated slope of a single participant. The blue line represents the global trend according to the model estimates. **D.** Estimated event remembering duration across event numbers. The colored dots depict the estimated means and their 95 % CIs for each number of events. The grey dots and lines depict estimated remembering durations across the different number of events for each participant.

The second growth curve had the same predictors but event temporal ratio as outcome (see Figure S2). The model explained 75% of the variance in event temporal ratio (Conditional $R^2 = 0.75$) and its fixed part 22% (Marginal $R^2 = 0.22$). This analysis revealed a significant (non-linear) decrease of event temporal ratio with event duration (linear term: $b = -0.30$, 95% $CI [-0.35, -0.25]$, $t = 11.02$, $p < 0.001$; quadratic term: $b = 0.06$, 95% $CI [0.04, 0.09]$, $t = 4.81$, $p < 0.001$). Event temporal ratio was above 1 for short events but smaller for longer events (Figure S2). Concerning the effect of event number, event temporal ratio was higher for events presented alone than in a sequence (one event vs. two events: $b = 0.15$, 95% $CI [0.11, 0.18]$, $t = 9.30$, $p < 0.001$; one event vs. three event: $b = 0.16$, 95% $CI [0.13, 0.2]$, $t = 10.48$, $p < 0.001$) but did not differ significantly depending on whether two or three events had to be mentally replayed (two vs. three events: $b = 0.02$, 95% $CI [-0.02, 0.06]$, $t = 1.20$, $p = 0.69$).

Figure S2

Main effects of event number and duration on event temporal ratio



Note. **A.** Evolution of event temporal ratio with event duration. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to one observed value. The blue-green dots and the ribbon surrounding them represent the estimated marginal means and their 95% CIs for each event duration (averaged over the different event numbers). **B.** Event temporal ratio as a function of event number. The violins depict the distribution of observed values. Dots and vertical bars surrounding them correspond to the estimated marginal means and their 95% CIs for each event number (averaged over the event durations). **C.** *Decrease of event temporal ratio with event duration.* Each grey line corresponds to the estimated slope of a single participant. The blue line represents the global trend according to the model estimates. **D.** *Estimated event temporal ratio across event numbers.* The colored dots depict the estimated means and their 95% CIs for each number of events. The grey dots and lines depict estimated temporal ratios across the different number of events for each participant.

Supplementary analyses

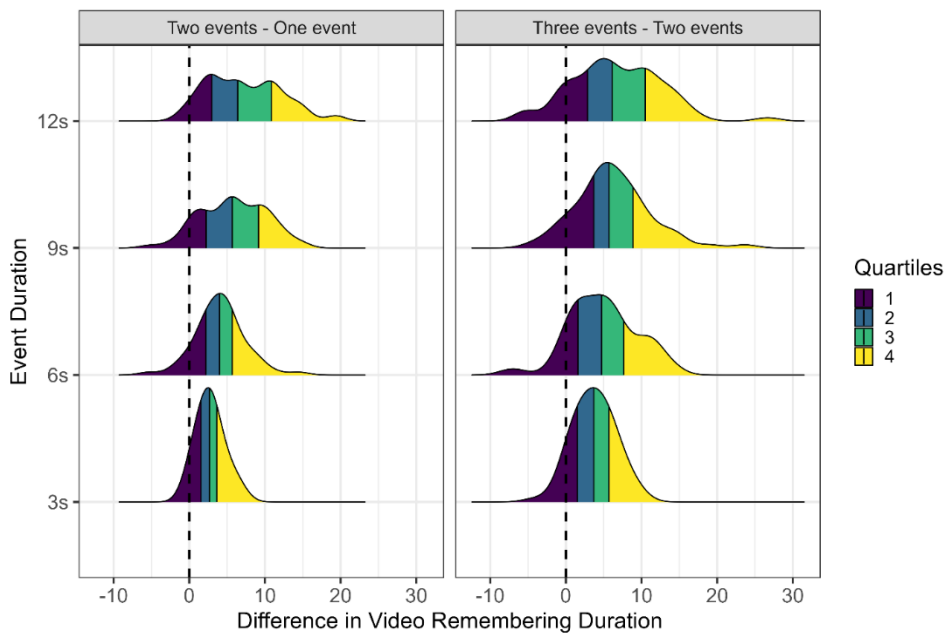
To further characterize the effects of the number and duration of events on the temporal compression of memories, we conducted some additional (non-registered) analyses. These are summarized in the Main Text and reported in detail below.

Effect of event number on memory replay for the entire video

We evaluated whether participants took significantly more time to remember videos composed of a larger number of events (i.e., whether mental replay times for the entire video clips increased with the number of events they contained). This was indeed the case: on average, mental replay durations were greater when videos included more events. Importantly, this was observed in most participants and for all event durations (see Figure S3).

Figure S3

Differences in remembering duration for the entire video clips depending on the number of events they contained

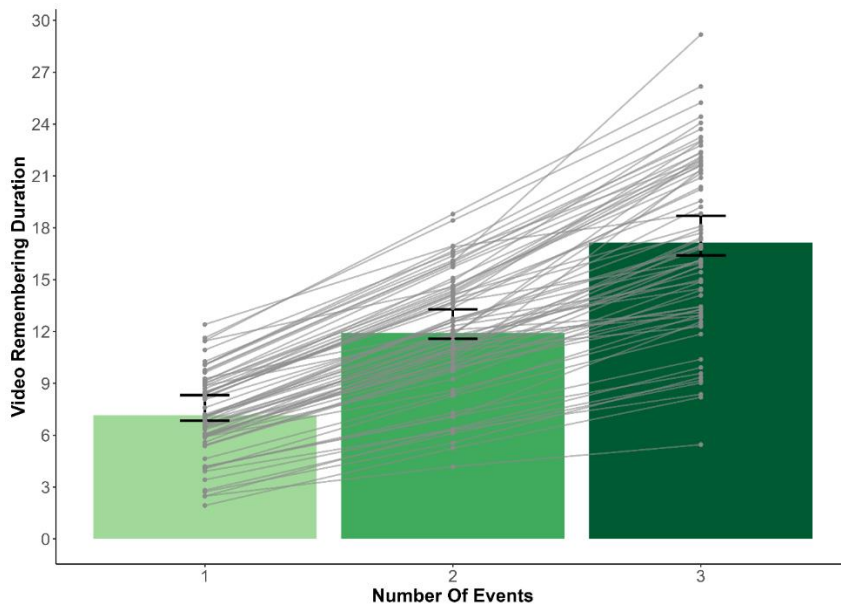


Note. Differences in remembering duration between videos containing two events and those including a single event were positive (i.e., remembering two-events videos took more time than remembering single-event videos) in more than 75% of participants and for each event duration (left panel). Differences in remembering duration between videos containing three events and those including two events were positive (i.e., remembering three-events videos took more time than remembering two-event videos) in more than 75% of participants and for each event duration (right panel).

We then assessed the statistical significance of this increase of video remembering duration with event number. We fitted a model with the remembering duration for the whole videos (in seconds) as outcome and two fixed predictors: the number of events (treated as a 3-level factor) and event duration transformed in a first and second order orthogonal polynomials. This model included three uncorrelated random effects: one intercept for participants, one random slope for the effect of event number and a random slope for the effect of the linear term (see Figure S4). The model explained 82% of the variance in remembering duration (Conditional $R^2 = 0.82$) and its fixed part 67% (Marginal $R^2 = 0.67$). The differences in remembering duration between single-event and two-event videos, and between two-event and three-event videos, were both statistically significant ($b = -4.86$, 95% $CI [-5.63, -4.08]$, $t = -14.99$, $p < 0.001$; $b = -5.11$, 95% $CI [-6.43, -3.79]$, $t = -9.29$, $p < 0.001$).

Figure S4

Effect of the number of events on remembering duration for the whole videos: intercept and slope of each participant



Note. Green bars and corresponding error bars represent estimated means and their 95% CI s for each event number. The grey dots and lines depict estimated remembering durations across the different number of events for each participant.

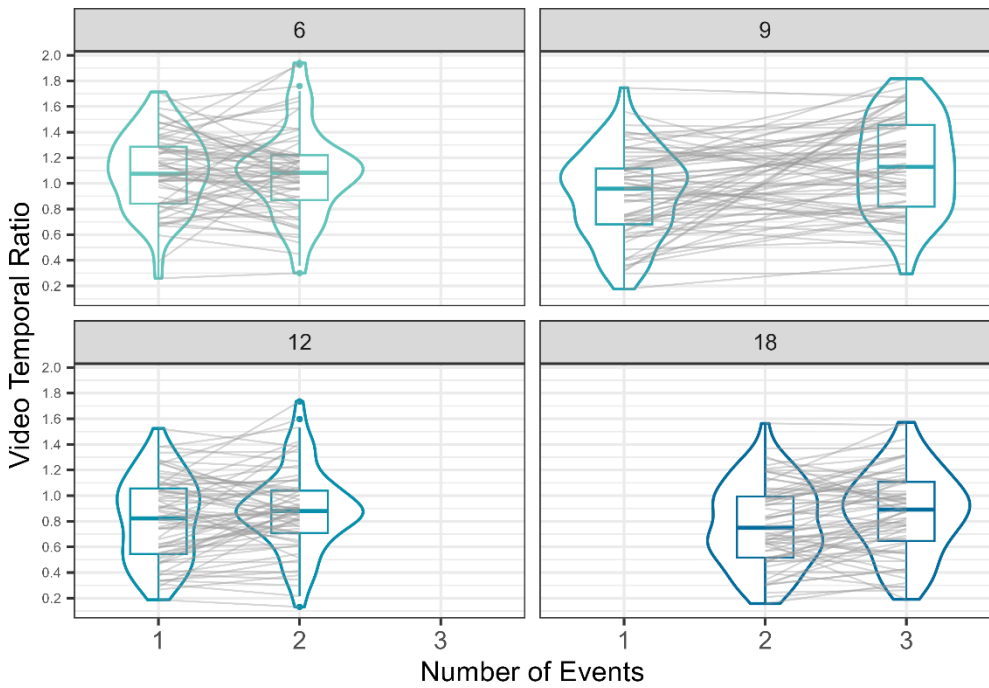
Effect of event number on temporal ratio when the total video duration is kept constant

While the present study was not specifically designed for this purpose, we analyzed a subset of data to examine whether, for a given video duration, the temporal ratio varied depending on the number of events the video contained. We first selected video durations for which we had stimuli with either one or several (i.e., two or three) events. This selection left us with 567 observations (see Figure S5). We then fitted a robust linear mixed-effect model predicting video temporal ratio (i.e., video remembering duration divided by the video duration) by event number, video duration and their interaction. Event number and duration were both treated as continuous variables and mean-centered to avoid collinearity issues. Video duration was divided by ten to reduce the differences between predictor scales. The model included a random intercept for participants and a random slope for the effect of the number of events.

First, the video temporal ratio significantly decreased (i.e., temporal compression increased) with video duration ($b = -0.28$, 95% *CI* [-0.32, -0.24], $t = -12.31$, $p < 0.001$). In addition, there was a main effect of event number such that the higher the number of events, the higher the temporal ratio ($b = 0.08$, 95% *CI* [0.06, 0.11], $t = 6.44$, $p < 0.001$). Finally, there was also a significant interaction ($b = 0.07$, 95% *CI* [0.01, 0.13], $t = 2.18$, $p = 0.029$), revealing that the effect of event number on the temporal ratio was stronger for longer videos.

Figure S5

Effect of the number of events on video temporal ratio (by video duration)



Note. Boxes and violins depict the distribution of observed values (across participants). Within each video duration (6, 9, 12 or 18 s), each gray lines represent the observed value for a single participant. For a given video duration, the video temporal ratio tended to be higher (i.e., temporal compression was lower) when the video contained a greater number of events.

Model comparisons

To further ensure that the effects of event number and duration we observed were not driven by their correlation with the total duration of the stimuli, we compared the goodness of fit of the models we fitted to predict event remembering duration and event temporal ratio³⁶, on the one hand, and models predicting the same outcome simply by the total stimuli duration, on the other hand.

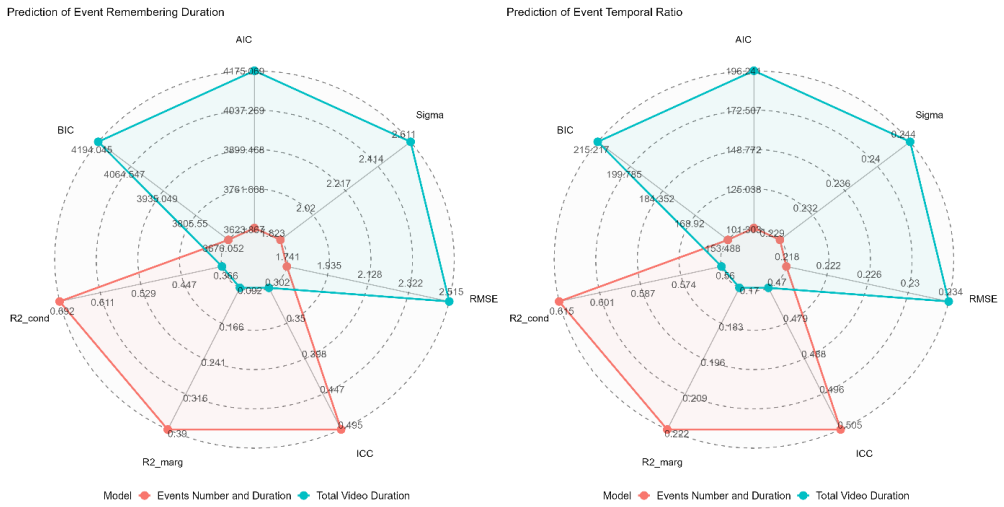
We compared the goodness of models fit on seven indices (Figure S6). First, the marginal and conditional Nakagawa's R-squared (R^2s). Marginal R^2 represents the part of the dependent variable variance explained by fixed effects alone, while conditional R^2 represents the variance explained by the entire model (fixed and random effects; Johnson, 2014; Nakagawa et al., 2017; Nakagawa & Schielzeth, 2013). The part of variance explained by the grouping structure of our data was quantified with adjusted intra-class correlation (*ICC*; Hox, 2010; Rabe-Hesketh & Skrondal, 2012; Raudenbush & Bryk, 2002). The higher these three indices, the better the model fit. The accuracy and precision of models' predicted values were assessed using the Root Mean Square Error (*RMSE*; Chai & Draxler, 2014; Kenney & Keeping, 1962) and the residual standard deviation (*sigma*; σ ; Gelman et al., 2020). Finally, we assessed the balance between the amount of explained variance and the number of predictors in the model through Akaike Information Criterion (AIC; Sakamoto et al., 1984) and Bayesian Information Criterion (BIC; Schwarz, 1978). The lower these four indices, the better the model fit.

The model with event number and duration as predictor outperformed the model with total video duration as single predictor in the prediction of both event remembering duration and event temporal ratio (see Figure S6).

³⁶ Predictors were a first and a second order polynomial transformation of event duration, event number (factorized) and their interaction.

Figure S6

Spider chart of models performance indices



Note. Indices assess how well models predicting event remembering duration (left) and event temporal ratio (right) by either event number and duration (red polygon) or by total event duration (blue-green polygon) fitted the data.

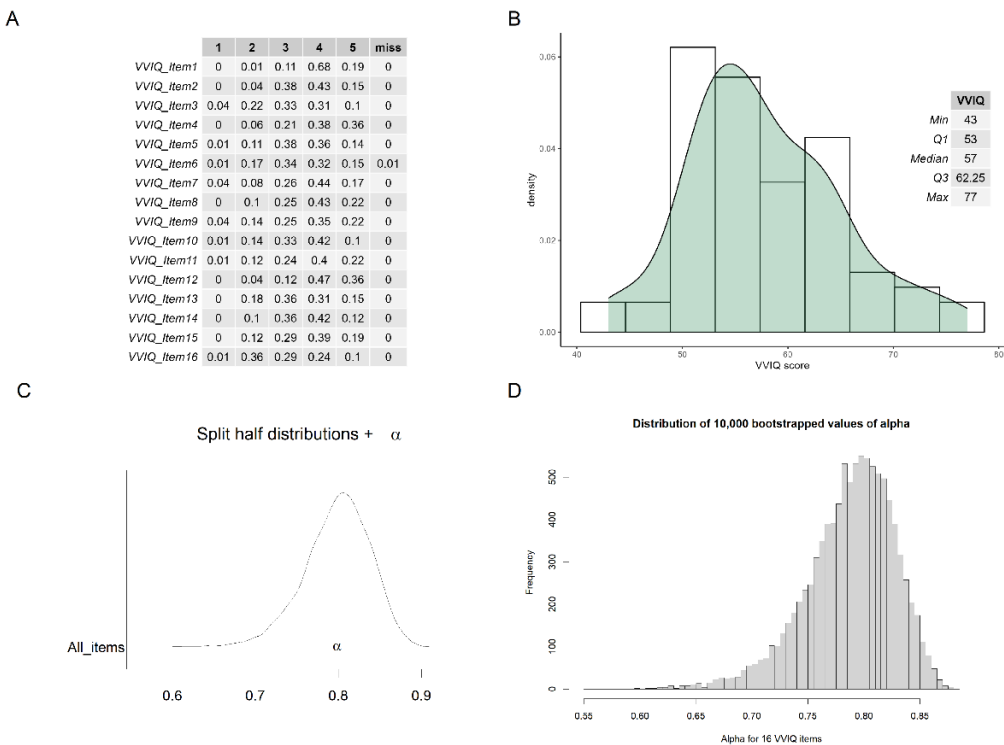
Supplementary information about exploratory analyses on the role of visual imagery

Distribution and reliability assessment of VVIQ scores

A quick look at items' response frequency (Figure S7A) showed that the 1 and 2 responses were almost never used, suggesting that most participants were able to produce some form of visual images of the described scenes. All but one of the participants responded to all the items. Participants' total VVIQ scores ranged between 43 and 77 (Figure S7B).

Figure S7

VVIQ score: distribution and reliability



Note. **A.** Frequency of each possible response (from 1 to 5) and nonresponse (“misses”) for each of the 16 VVIQ items. **B.** Density plot of VVIQ scores across participants and related descriptive statistics. **C.** Distribution of the split-half reliabilities obtained across all possible 8 item splits (i.e., 6,435) and observed Cronbach’s alpha. **D.** Distribution of the coefficient α obtained across resampling.

In our sample, the observed Cronbach's alpha (α ; Cronbach, 1951) was 0.79 (see Fig S7c). The 95% confidence interval computed using normal theory (Feldt et al., 1987) was from 0.72 to 0.86³⁷. The empirical bootstrapped 95% confidence interval (Revelle & Condon, 2018) was quite similar (i.e., from 0.69 to 0.85; see Figure S7D). Although there is no real consensus on which value constitutes an appropriate α , various authors agree that, for scales used as research tools, α coefficient should lie between 0.6 and 0.9 (values below 0.6 reflecting a clear lack of internal consistency, and values above 0.9 suggesting unnecessary redundancies within the scale; Streiner, 2003; Taber, 2018).

The average inter-item correlation was 0.12, which, according to L.A. Clark & Watson, (1995) is adequate for scales assessing broad psychological constructs (i.e., it lies between 0.15 and 0.20). The average Guttman's lambda 6 (λ_6 ; the amount of an item's variance which is predictable by all of the other; Guttman, 1945) was 0.84.

Relations between VVIQ scores and memory measures

We expected to observe a positive association between participants' vividness of visual imagery and their propensity to remember events with a duration close to their actual duration (i.e., to find a positive association between VVIQ scores and event remembering duration, event temporal ratio, and the stimuli total remembering duration). Moreover, we expected that individuals with higher vividness of visual imagery would be less subject to the deleterious effects of event number and duration on event remembering duration and event temporal ratio.

We investigated these possibilities with three robust linear mixed-effect models (Koller, 2016). The first model predicted event remembering duration by event duration, event number, VVIQ scores, and their interactions. The two other models were fitted with the same predictors but had respectively event temporal ratio and video total remembering duration as outcome. In all the models, event duration was transformed in a first and second order orthogonal polynomials (i.e., linear and quadratic terms), event number was treated as a 3-level factor, and VVIQ scores were transformed into z -scores. The three models included the same random effects: a random intercept for participants and a random slope (at the participant level) for the linear term.

The main results of the first two models are described in the main text. We observed that the increase in event remembering duration with event duration was stronger for participants with higher VVIQ scores. Coherently, the decrease of event temporal ratio with event duration was

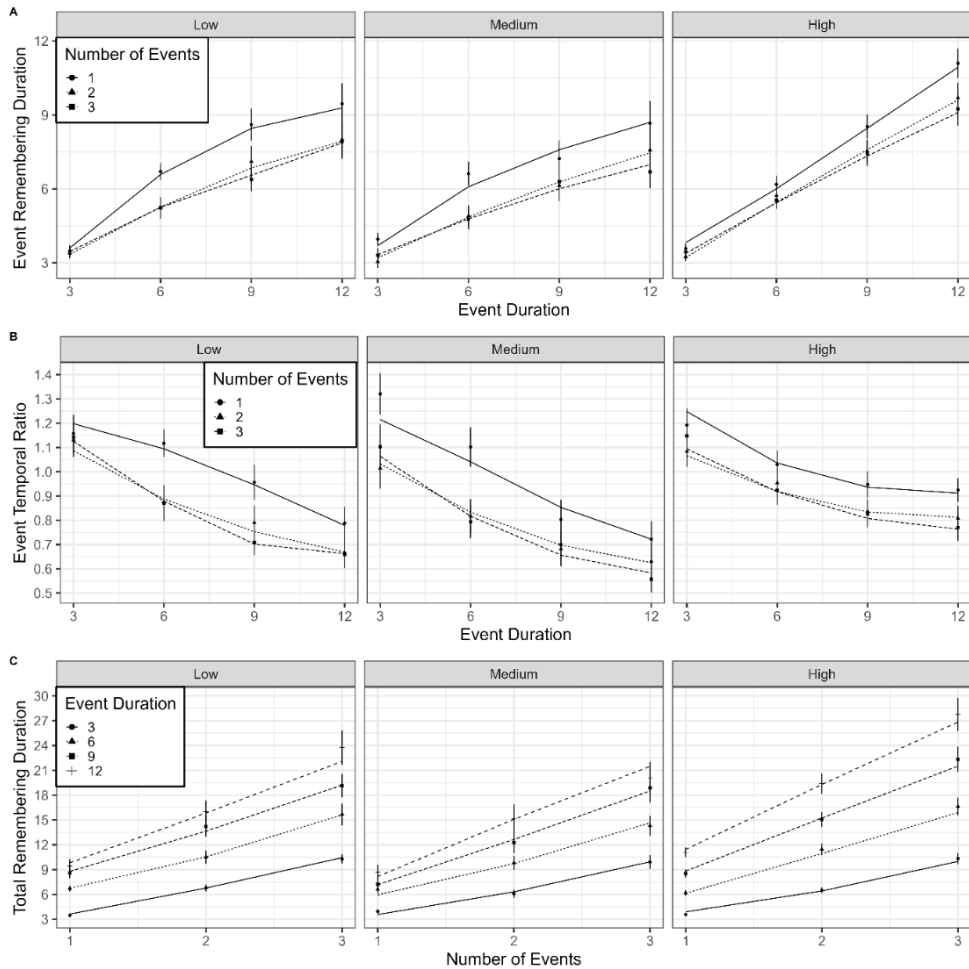
³⁷ The relatively wide range of this interval can be explained by our sample size, which was small to perform this kind of inference in a precise way. As an example, according to equation 8 from Bonett (2002), under conditions similar to those in this study, a sample size of about 150 participants would be needed to estimate α with a precision (upper bound of exact confidence interval - lower bound of exact confidence interval) of 0.1 (Arifin, 2024).

weaker for participants with higher VVIQ scores. More details about observed and estimated means are reported in Figure S8 and Table S3.

Taken together, these results suggest that individuals with higher visual imagery are able to more accurately remember the unfolding of continuous events. This tendency was further confirmed by the analysis of stimuli total remembering duration (Figure S8 c and right part of Table S3). First, the increase of stimuli total remembering duration as a function of the number of events was stronger in individuals with high VVIQ scores (interaction between linear term and VVIQ scores: $b = 1.13$, 95% *CI* [0.09, 2.16]). In addition, this interaction effect (event number and VVIQ scores) was more pronounced for stimuli composed of longer events (three-way interaction: $b = 1.48$, 95% *CI* [0.48, 2.47]).

Figure S8

Effects of events number and duration as a function of VVIQ score



Note. Prediction of event remembering duration (**A**), event temporal ratio (**B**) and stimuli total remembering duration (**C**) by event duration, event number, VVIQ score and their interactions. Observed data (symbols, vertical lines indicate $\pm SE$) and model fits (lines). The VVIQ score predictor was discretized (i.e., scores were classified into three categories: "low", "medium" and "high") for illustration purpose (Mirman, 2014). On the figure, the "low" facets depict the observed and fitted values for participants with a VVIQ score between 43 and 54 (N participants = 26, N trials = 304), the "medium" facets relate to participants with a score between 55 and 60 (N participants = 22, N trials = 259), the "medium" facets refer to participants with a score between 61 and 77 (N participants = 24, N trials = 286).

Table S3*Estimated means as a function of events duration, events number and VVIQ score*

Event Duration	Events	VVIQ	ERD	95% CI ERD	ETR	95% CI ETR	TRD	95% CI TRD
3	One	-1 SD	3.70	[3.21, 4.18]	1.23	[1.12, 1.34]	3.69	[2.62, 4.76]
6	One	-1 SD	6.52	[5.95, 7.08]	1.09	[1.00, 1.18]	6.58	[5.42, 7.74]
9	One	-1 SD	8.29	[7.45, 9.12]	0.93	[0.84, 1.03]	8.45	[6.81, 10.09]
12	One	-1 SD	9.01	[7.84, 10.17]	0.75	[0.64, 0.86]	9.32	[7.05, 11.58]
3	Two	-1 SD	3.38	[2.89, 3.87]	1.09	[0.99, 1.20]	6.74	[5.66, 7.82]
6	Two	-1 SD	5.19	[4.63, 5.75]	0.88	[0.79, 0.98]	10.35	[9.20, 11.51]
9	Two	-1 SD	6.68	[5.84, 7.51]	0.74	[0.64, 0.83]	13.30	[11.66, 14.94]
12	Two	-1 SD	7.83	[6.67, 9.00]	0.66	[0.54, 0.77]	15.57	[13.30, 17.84]
3	Three	-1 SD	3.47	[2.99, 3.96]	1.13	[1.02, 1.23]	10.41	[9.34, 11.48]
6	Three	-1 SD	5.08	[4.51, 5.64]	0.86	[0.76, 0.95]	15.28	[14.12, 16.44]
9	Three	-1 SD	6.38	[5.54, 7.21]	0.69	[0.59, 0.78]	18.86	[17.22, 20.50]
12	Three	-1 SD	7.38	[6.21, 8.54]	0.62	[0.51, 0.73]	21.16	[18.89, 23.44]
3	One	+1 SD	3.78	[3.29, 4.26]	1.23	[1.12, 1.34]	3.76	[2.69, 4.83]
6	One	+1 SD	5.93	[5.36, 6.50]	1.02	[0.93, 1.12]	5.94	[4.76, 7.11]
9	One	+1 SD	8.13	[7.29, 8.97]	0.90	[0.80, 1.00]	8.16	[6.50, 9.81]
12	One	+1 SD	10.36	[9.19, 11.54]	0.86	[0.75, 0.98]	10.42	[8.13, 12.70]
3	Two	+1 SD	3.15	[2.67, 3.63]	1.04	[0.93, 1.14]	6.27	[5.22, 7.33]
6	Two	+1 SD	5.24	[4.67, 5.81]	0.88	[0.79, 0.98]	10.50	[9.33, 11.66]
9	Two	+1 SD	7.21	[6.37, 8.05]	0.79	[0.70, 0.89]	14.46	[12.80, 16.11]
12	Two	+1 SD	9.05	[7.87, 10.22]	0.76	[0.65, 0.88]	18.16	[15.87, 20.45]
3	Three	+1 SD	3.32	[2.84, 3.80]	1.06	[0.96, 1.17]	9.85	[8.79, 10.91]

Event Duration	Events	VVIQ	ERD	95% CI ERD	ETR	95% CI ETR	TRD	95% CI TRD
6	Three	+1 SD	5.21	[4.65, 5.78]	0.88	[0.79, 0.97]	15.45	[14.28, 16.62]
9	Three	+1 SD	6.95	[6.11, 7.79]	0.76	[0.67, 0.86]	20.70	[19.04, 22.35]
12	Three	+1 SD	8.54	[7.36, 9.72]	0.72	[0.60, 0.83]	25.59	[23.30, 27.88]

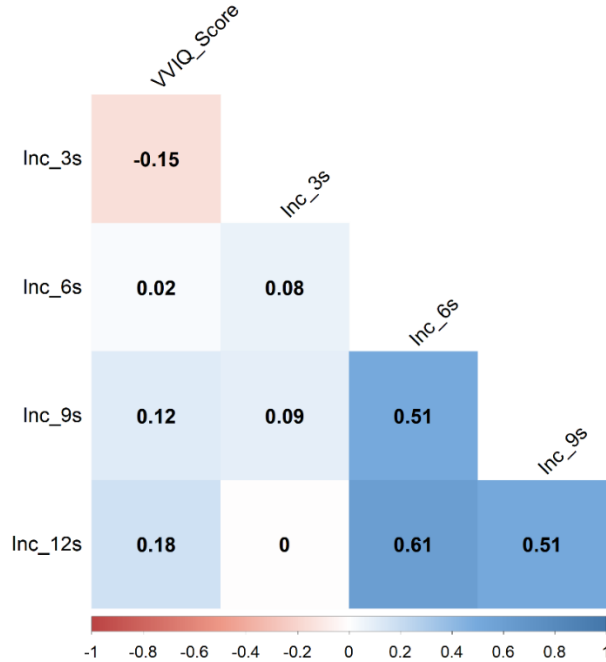
Note. Estimates means (and 95% CIs) for event remembering duration (ERD), event temporal ratio (ETR) and stimuli total remembering duration (TRD) as a function of event duration, event number, and VVIQ Z-score (-1 standard deviation vs. +1 standard deviation).

Interestingly, the stronger increase of stimuli total remembering duration with the number of events in individuals with higher VVIQ scores was not observed for stimuli composed of short events (i.e., 3 and 6 s; see Figure S8 and Table S3). Furthermore, for stimuli composed of 3-s events (which tended, on average, to be remembered with a duration slightly higher than their actual one), the effect of event number on total remembering duration was negatively correlated with VVIQ scores (see Figure S9). This pattern of results suggests that, in addition to enabling a more complete mental replay of longer events, higher visual imagery abilities could enable a faster retrieval/reconstruction of shorter events.

The correlation matrix displayed in Figure S9 also reveals that individual differences in the magnitude of the increase of stimuli total remembering duration with the number of events were strongly correlated across event durations, except for the stimuli composed of 3-s events. This could suggest that the remembering of sequence of events involves different cognitive mechanisms depending on whether or not they are composed of sub-events whose duration exceeds 3-s. This pattern echoes research on temporal cognition suggesting that the “subjective present” lasts about 3 s, which would correspond to the elementary units of the flow of consciousness (Fairhall et al., 2014; Monfort et al., 2020; Montemayor & Wittmann, 2014; Pöppel, 1997). It is only beyond this duration that WM would become involved to enable the maintenance of several of these units of “now” in an active state to form more complex event representations (i.e., event models; Richmond & Zacks, 2017).

Figure S9 .

Exploratory correlation matrix.



Note. Spearman correlation between VVIQ scores and the increase in stimuli total remembering duration (TRD) with the number of events (for the four possible event durations). Data were averaged by event duration for each participant. The magnitude of the effect of event number on TRD was quantified as follow: $(TRD_{2events} - TRD_{1event}) + (TRD_{3events} - TRD_{1event}) + (TRD_{3events} - TRD_{1event})$. The color refers to the direction and the size of the correlation (ρ): blue squares refer to positive associations while red points refer to negative associations, the darker the color, the stronger the correlation.

R packages

The R project was built with `renv` (version 0.17.3; Ushey & Wickham, 2023). Analyses scripts were written using `rmarkdown` (version 2.17; Xie et al., 2020). Bibliographical information relating to the R packages was obtained from `packages report` (version 0.5.7; Makowski et al., 2023) and `knitr` (version 1.40; Xie, 2015).

Tables were made with the packages `dplyr` (version 1.1.3; Wickham et al., 2023), `flextable` (version 0.9.3) and `rempsysc` (version 0.1.1; Thériault, 2023). Figures were made with the packages `ggplot2` (version 3.4.4; Wickham, 2016), `ggridges` (version 0.5.6; Wilke, 2024), `gridExtra` (version 2.3; Auguie, 2017), `ggvanded` (Zvonimir, 2023), `ggpubr` (version 0.6.0; Kassambara, 2023) and `corrplot` (version 0.92; Wei & Simko, 2021). Some of the descriptive statistics and reliability indices were computed with the `psych` package (version 2.3.9; Revelle, 2023).

The power analysis for this study was conducted with the help of the R package `simr` (version 1.0.7; Green & MacLeod, 2016; Kumle et al., 2021). Application conditions of classical linear mixed-effects models were checked with the `performance` package (version 0.10.5; Lüdtke et al., 2023). The robust estimation procedure (the `DAStau` procedure) was implemented using the `robustlmm` package (version 3.0.4; Koller, 2016).

We relied on functions from the `parameters` (version 0.21.2; Lüdtke et al., 2020) to compute confidence intervals (*CI*s) and *p*-values (for fixed effects) from standard errors (*SE*s) and *t*-statistics. Estimated means, associated pointwise standard errors and Wald's 95% *CI*s were computed with the help of the package `effects` (version 4.2.2; J. Fox & Weisberg, 2019) and `emmeans` (version 1.8.8; Lenth, 2016).

Étude V. Working memory capacity for continuous events: an improved measure

Nathan Leroy & Arnaud D'Argembeau

Abstract

Remembering the unfolding of past episodes usually takes less time than their actual duration. Recent work measuring the time required to mentally replay videos suggests that such temporal compression emerges when continuous events become too long to be fully held in working memory. However, in this previous research, the time needed to initiate the mental replay (i.e., to mentally visualize the starting point of events) was not taken into account. In the current study, we developed a corrected measure of remembering duration that controls for this initialization time to better characterize working memory capacity in representing continuous event. Using this corrected measure, we assessed the time needed by participants to mentally replay videos depicting continuous events (e.g., turning a car jack) lasting 3, 6, 9, 12, or 15 s. The results showed that events longer than 3-s were remembered in less time than their actual duration, suggesting that working memory is limited in its capacity to represent continuous events, leading to the emergence of temporal compression when they exceed 3 s. Exploratory analyses further revealed that faster mental replay tended to be judged less dynamic but not less clear, suggesting that the temporal compression of continuous events likely results from an incomplete remembering of event's unfolding rather than a complete but imprecise mental replay.

Keywords: Temporal compression, events, duration, initialization time.

Declarations

Authors Note

Nathan Leroy, <https://orcid.org/0000-0003-2211-1345>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium. Arnaud D'Argembeau, <https://orcid.org/0000-0003-3618-9768>, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Belgium.

Nathan Leroy is a doctoral researcher at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium. Arnaud D'Argembeau is a Research Director at the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium.

Correspondence concerning this article should be addressed to Nathan Leroy, Psychology and Neuroscience of Cognition Research Unit, University of Liège, Place des Orateurs 1 (B33), 4000 Liège, Belgium. E-mail: nathan.leroy@uliege.be.

Author contributions

Nathan Leroy: Conceptualization, Methodology, Data collection, Data curation, Formal analysis, Writing - original draft. Arnaud D'Argembeau: Conceptualization, Methodology, Supervision, Writing - original draft.

Transparency and openness

The design of this study, the analysis plan, and all hypotheses were preregistered on OSF (osf.io/uzx8v). We report how we determined our sample size, all data exclusions, transformations, and all measures. All data, analysis scripts, and research materials are available at osf.io/2xt93.

Acknowledgments

We thank Marianthi Terpini for her help in stimuli creation and data collection, as well as for her thoughtful comments on the conceptual and methodological aspects of the study. We thank Justine Rokic for her help in data collection. This work was supported by the Fonds de la Recherche Scientifique (F.R.S.-FNRS), Belgium.

Declarations of interest

None.

Introduction

Episodic memory keeps records of our past experiences, allowing us to mentally relive them (Tulving, 2002). However, memories are not exact replicas of previous experiences (M. A. Conway, 2009). Recent research has shown that the course of events is summarized in episodic memory in the form of a sequence of experience units (EUs)—each representing a moment of the past experience—that are separated by temporal discontinuities (i.e., moments that are not remembered; D'Argembeau et al., 2022). Because of these discontinuities, the time taken to mentally re-experience an event is typically shorter than its actual duration—the unfolding of experience is temporally compressed in memory representations (Jeunehomme et al., 2018; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019).

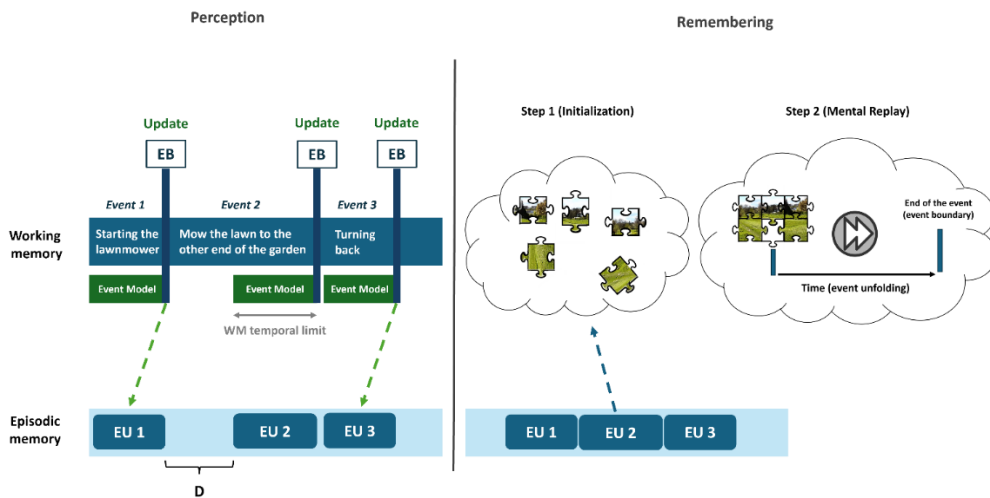
The cognitive mechanisms underlying the occurrence of temporal discontinuities in memory representations are not fully understood. However, a consistent body of research suggests that they may result from the way we integrate the continuous flow of experience in long-term memory by breaking it down into discrete units (i.e., events and sub-events; Bird, 2020; Jeunehomme & D'Argembeau, 2020; Loschky et al., 2020; Zacks, 2020). According to event segmentation theory (Zacks et al., 2007), to make sense of ongoing experience, we continually construct a mental model of the current situation (i.e., an event model), which is maintained in working memory (WM; Richmond & Zacks, 2017). When significant perceptual or conceptual changes occur, an event boundary (EB) is perceived—the subjective experience that an event has ended, and another begins—and the event model maintained in WM is updated and transferred into long-term memory (Baldassano et al., 2017; Kurby & Zacks, 2008; Loschky et al., 2020; Y. C. Wang et al., 2023). This mechanism of encoding of event models proposed by event segmentation theory suggests that the experience units that are formed in long-term memory depend on WM capacity (Güler et al., 2024; Leroy et al., 2023a; Sargent et al., 2013). When the information accumulated in an event model exceeds WM capacity, the mental representation of the event's unfolding may start to be truncated (i.e., part of the sensory stream would no longer be represented), leading to incomplete memory encoding of within-event information in long-term memory (Figure 1).

This hypothesized role of WM in representing continuous events has been tested in a recent study by Leroy et al. (2024b). Participants were presented with a series of videos each showing a continuous event (with no EBs) that lasted from 3 to 15 s. Immediately after the presentation of each video, participants had to mentally replay the event's unfolding in their minds while the time needed to do so was recorded. The results showed that mental replay duration closely tracked the actual event duration for short events but began to be time-compressed when events lasted longer than 9 s. These findings suggest that WM is temporally limited in its capacity to represent continuous events, which could in part explain why the representation of the unfolding of events in episodic memory includes temporal discontinuities: (some of) the event models formed in WM during event perception only partially represent the course of events, so that some parts of events are omitted when transferred to long-term memory.

One limitation of this previous study is that the measure of remembering duration used (which was estimated on the basis of key presses to indicate the start and end of remembering) likely reflects the combined durations of two distinct mental processes (see Figure 1): the time needed to mentally replay the unfolding of the event (our process of interest) and the time taken to access the initial memory trace (i.e., the time needed to represent the initial visual scene from which the participants had to mentally replay the subsequent unfolding of the event). We can indeed realistically assume that a minimal amount of time is required to initiate memory retrieval (McElree & Doshier, 1989; Staresina & Wimber, 2019). When this is taken into account, the estimate of remembering duration would necessarily be higher than the actual event duration for events that are mentally replayed without temporal compression. Therefore, it is possible that our measure somewhat overestimated mental replay duration (and thus WM temporal limit). In line with this view, Leroy et al. (2024b) found that, unexpectedly, the average remembering duration for 3-s events was longer than the actual event duration³⁸.

Figure 1

Illustration of the two factors thought to shape event remembering duration (WM temporal limit and initialization time)



Note. **Formation of experience units (left).** The cognitive system continuously constructs memory representations of everyday activities (e.g., mowing the lawn) by dividing them into discrete meaningful units (i.e., events and sub-events; e.g., starting the lawnmower, mowing the lawn to the other end of the garden, turning back, and so on). When the duration of some events exceeds WM temporal limit, their unfolding is incompletely represented, leading to temporal discontinuities in the episodic memory representations in which they are integrated. **Remembering of experience units (right).** Remembering

³⁸ In addition, it could be that the time required to access the initial visual scene increases with event duration, in which case our estimates of temporal compression would be particularly underestimated for longer events.

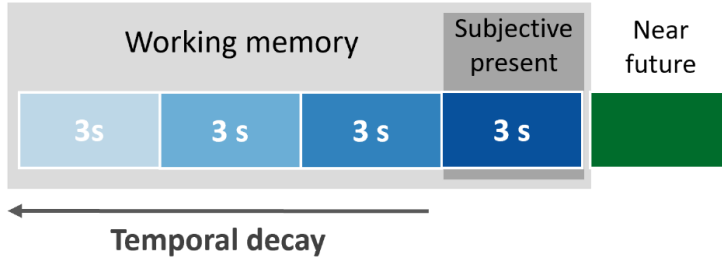
duration could reflect the combined durations of two distinct mental processes: the time needed to mentally replay the unfolding of the event and the time taken to access the initial memory trace (i.e., the time needed to represent the initial visual scene from which one has to mentally replay the subsequent unfolding of the event). EB: Event Boundary; EU: Experience Unit; D: Discontinuity.

In this study, we propose a corrected measure of remembering duration that controls for the time needed to initialize mental replay, with the aim of better characterizing the impact of event duration on the temporal compression of events in memory. As in the study of Leroy et al. (2024b), we measured the time taken by participants to mentally replay continuous events (i.e., video clips showing individuals engaged in a continuous action) lasting 3, 6, 9, 12, or 15 s, by asking them to press a key at the beginning and end of their remembering. Furthermore, for each event duration, we estimated the time needed by participants to initiate the mental replay of events (i.e., to mentally visualize their starting point). Based on this measure, we computed a corrected estimate of remembering duration by subtracting the time needed to initiate the mental replay from the total remembering duration.

Regarding the total remembering duration (i.e., the uncorrected measure of mental replay), we expected to replicate the results of Leroy et al. (2024b): a non-linear increase of remembering duration with event duration, with remembering duration being slightly longer than the actual duration for 3-s events but shorter than the actual duration for 12-s and 15-s events. We had different expectations for the corrected remembering duration. Research on temporal cognition suggests that the “subjective present” lasts about 3 s, a temporal window during which perceptual information is automatically integrated to form units of experience (Pöppel, 1997; Wittmann, 2016). Beyond this temporal window, the maintenance of information in the field of consciousness would rely on WM (Fairhall et al., 2014; Montemayor & Wittmann, 2014). According to this view, WM enables the integration of several units of “now” to form more complex representations (i.e., event models; Kurby & Zacks, 2008; Loschky et al., 2020; Wittmann, 2016). In WM, information is subject to a temporal decay as soon as it leaves the attentional focus (Barrouillet et al., 2004). In the context of event model formation (i.e., during online perception), new incoming information continuously needs to be processed, and basic units of now follow each other in an uninterrupted way. At any given time, a new perceptual unit occupies the attentional focus, whereas the previous unit starts to decay. Accordingly, as soon as information leaves the 3-s window of consciousness, its WM trace might start to decay (unless attention is shifted from the new incoming information to refresh it). Following this view, we expected corrected remembering duration to become shorter than the actual event duration for events that last longer than 3 s. Corrected remembering duration should still increase with event duration, but this increase should be reduced as events become longer (i.e., the relation between event duration and corrected remembering duration should be non-linear), indicating increased temporal compression. Indeed, at the time of mental replay, for 6-s videos, the first basic perceptual unit (the first 3 s) would only suffer from decay for 3 s, whereas in the case of 12-s events, the first perceptual unit would suffer from decay for 9 s, the second unit would suffer decay for 6 s, and so on (see Figure 2).

Figure 2

Hypothesized temporal decay of event representations in WM



Note. During online perception, new incoming information continuously needs to be processed, and basic 3-s perceptual units follow each other in an uninterrupted way. At any time, a new perceptual unit occupies attentional focus, whereas the previous unit starts to decay. As soon as information leaves the 3-s window of consciousness (i.e., the subjective present), its WM trace starts to decay (unless attention is shifted from the new incoming information to refresh it).

In addition to improving our estimate of mental replay duration for continuous events, we also aimed to explore to what extent the temporal compression of events in memory is modulated by the characteristics of visual mental imagery. Theoretical and empirical works suggest the existence of a strong link between WM capacity and the vividness of visual mental images (Albers et al., 2013; Baddeley & Andrade, 2000; Borst et al., 2012; Brady et al., 2024; Brockmole, 2009; Ceja & Franconeri, 2023; Keogh & Pearson, 2011, 2014; Tong, 2013). In light of this literature, we sought to explore the potential relations between variations in the vividness of visual imagery (both between and within participants) and the temporal compression of naturalistic events in WM. All the hypotheses, the study design, and analysis plan were preregistered in OSF at osf.io/uzx8v.

Methods

Participants

Our main statistical analyses involved linear mixed-effects models (Baayen et al., 2008; V. A. Brown, 2021). The targeted sample size for this study was thus determined a priori using a power analysis based on Monte-Carlo simulations (DeBruine & Barr, 2021; Kumle et al., 2021). We conducted a pilot study with 10 participants (who were not included in our final sample) and used these pilot data to fit each statistical model we planned to run on our final dataset (data and scripts from this pilot study and power analyses are available at osf.io/2xt93). Then, we computed power curves (showing the statistical power that can be achieved with a range of sample sizes for the detection of effects of various sizes) for fixed effects we were interested in (see Supplementary Materials for more detail). Taken together, these analyses revealed that a sample size of 50 participants would provide us with a statistical power of at least 90% to detect the

effects of interest. Further inspection of the simulated data revealed that a sample size of 50 participants would also enable us to obtain reliable estimated marginal means for corrected remembering duration (across event durations; see Supplementary Materials for more detail).

Fifty participants (40 women, 10 men) aged between 18 and 35 years ($M = 22.84$, $SD = 2.77$) were recruited through announcements on social media and word-of-mouth. To be included, they had to be fluent French speakers and not be taking any medication that could affect their ability to concentrate or present a diagnosed psychiatric or neurological disorder. All the participants provided written informed consent, and the study was approved by the ethics committee of the Faculty of Psychology of the University of Liège (ref. 2122-009).

Materials and procedure

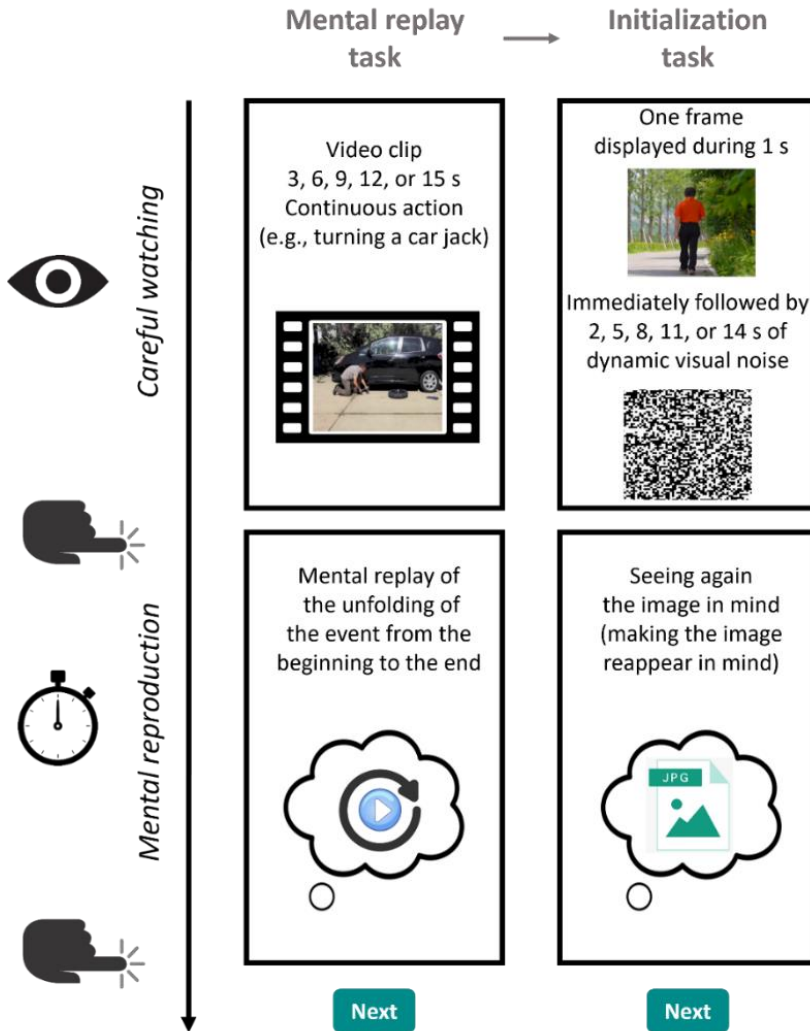
The experiment involved two consecutive computerized tasks (see Figure 3; detailed instructions are available at osf.io/2xt93). Participants performed the tasks on a laptop via the Gorilla platform (<https://gorilla.sc/>) in quiet room under the supervision of a researcher. First, participants received a mental replay task evaluating the time they took to remember continuous events lasting 3, 6, 9, 12 or 15 s. At the end of each trial, participants also had to rate the clarity and dynamism of their mental replay. Second, they received an “initialization” task that estimated the time needed to generate a mental image of a visual scene that had been presented 2, 5, 8, 11, or 14 s earlier (thus corresponding to the starting image of videos lasting 3, 6, 9, 12 or 15 s). Before each task, participants performed five practice trials (one for each event duration) to familiarize them with the procedure. Stimuli displayed during these practice trials were not used for the main task.

Stimuli. The stimuli were constructed based on 50 videos showing one (or several) person(s) performing a continuous action (e.g., turning a car jack) for at least 15 seconds (without interruption). Half of the videos came from the study of Leroy et al. (2024). The other half were selected from databases linked to previous studies on event segmentation (Eisenberg & Zacks, 2016; Kurby & Zacks, 2011; Sargent et al., 2013; M. E. Smith et al., 2020, 2021; Wahlheim et al., 2022) or were downloaded from a website hosting free-to-use audiovisual content (<https://pixabay.com/>; <https://www.pexels.com/>).

For the need of the mental replay task, each movie was edited to construct versions of the event lasting 3, 6, 9, 12, and 15 s. The 3-s version corresponded to the first 3 seconds of the sequence, the 6-s version correspond to the first 6 s of the sequence, and so on. Visual scenes for the initialization task were created by extracting the first frame of each movie. Allocation of the 50 different movies to the 2 tasks and, within each task, to the 5 possible durations, was counterbalanced across participants. All the stimuli are available at osf.io/2xt93.

Figure 3

Schematic representation of the mental replay and initialization tasks



Note. The time needed by participants to remember continuous events lasting 3, 6, 9, 12 or 15 s and to mentally access visual scene perceived 2, 5, 8, 11 or 14 s ago were estimated in two consecutive tasks: the mental replay task and the initialization task. In the mental replay task, participants had to watch and mentally replay videos depicting continuous activities performed uninterruptedly (e.g., a person turning a car jack). They were instructed to press a key at the beginning and end of their mental replay. In the initialization task, participants were shown images of daily life-events followed by a dynamic visual noise. Immediately afterwards, they were asked to see the image again with their minds. They pressed a key a first time when they started to make the picture mentally reappear and a second time as soon as they had the visual image of the scene in mind.

Mental replay task. Each trial started with a fixation cross of 2 s, followed by a video lasting 3, 6, 9, 12 or 15 s. Participants had to carefully watch and then to mentally replay the video, as accurately and precisely as possible (as if they were watching the video again in their minds). The instructions (which are available at osf.io/2xt93) were adapted from previous studies on temporal compression (Arnold et al., 2016; Bonasia et al., 2016; Jeunehomme & D'Argembeau, 2019; Leroy et al., 2024b). The time taken by participants to mentally replay the unfolding of the video was measured by asking them to press the spacebar to indicate the beginning and end of remembering. The task involved 25 trials in total (5 trials for each duration). The order of presentation of trials was fully randomized. After each trial of the mental replay task, participants were asked to rate the clarity and dynamism of their mental replay (i.e., the two main dimensions thought to underlie vividness; Marks, 1999)³⁹. For clarity, participants had to position a cursor on a Visual Analogue Scale (VAS) from “Very unclear” to “Perfectly clear”. For dynamism, participants had to position a cursor on a VAS from “Static” to “Very Dynamic”. The definition of the two dimensions that was given to the participants was adapted from Marks (1999).

Initialization task. Each trial started with a fixation cross of 2 s. Then, a picture depicting a daily life activity was displayed for 1 s and was immediately followed by dynamic visual noise (Dean et al., 2008; Quinn & McConnel, 1996) lasting 2, 5, 8, 11, or 14 s. Thus, the duration of each visual event (image presentation + dynamic visual noise) corresponded to one of the five video durations used in the mental replay task. Participants were instructed to continue to carefully watch the screen during the entire duration of the dynamic visual noise. The time taken by participants to mentally “re-visualize” the image was then measured by asking them to press the spacebar twice (as in the mental replay task): one time to indicate that they start the task and a second time as soon as they have the visual image of the scene in their mind. The task involved 25 trials (5 trials for each duration; the order of presentation was fully randomized).

VVIQ. After the two computerized tasks, participants' vividness of visual imagery was assessed using the Vividness of Visual Imagery Questionnaire (VVIQ), which comprises 16 items referring to different situations that the participant is asked to mentally visualize (Marks, 1973). For each item, participants had to rate their mental images on a 5-point scale according to their vividness (1= no image, 5= as vivid as perception)⁴⁰. We used a French version of the VVIQ (Santarpia et al., 2008). Participants could either keep their eyes open or close them (no instruction was given in this respect, as in the mental replay task; Pearson et al., 2011). All the

³⁹ According to Marks, vividness involves “a combination of clarity and liveliness” (D. Marks, 1972, p.83). “The clarity of visual image refers to the brightness of its colours and the sharpness of the outline and details. The liveliness of a visual image refers to how dynamic, vigorous and alive the image is” (Marks, 1999, p. 199; Mckelvie, 1995).

⁴⁰ As suggested by Mckelvie (1995), the numerical values on the 5-point rating scale initially proposed by Marks were reversed, so that higher ratings represent greater vividness.

participants responded to all the items and the questionnaire showed a good reliability in our sample (Cronbach's $\alpha = 0.85$, bootstrapped 95% CI [0.75, 0.91]).

Memory indices

For each participant, remembering duration (the time taken to mentally replay a just-seen video) and initialization time (the time needed to mentally reproduce the starting point of an event) were averaged by event duration. Then, based on these aggregated values, we computed, for each participant and event duration, a “corrected” mental replay duration estimate by subtracting the estimated initialization time from the total remembering duration.

Data cleaning

Data were cleaned following our preregistered plan (osf.io/uzx8v). First, participants who did not complete the entire experimental tasks were excluded from the analyses. Second, all experimental trials for which there was a technical issue with the stimulus presentation were excluded from the analyses (i.e., trials where the difference between the duration of the video presentation and its actual duration exceeded 500 ms were removed). For the mental replay task, we excluded trials with a remembering duration shorter than 1 s (i.e., to remove trials during which the participant inadvertently pressed the button twice or did not properly follow the instructions) and trials with a time of mental replay longer than twice the real duration of the remembered video (i.e., to remove trials during which the participant was interrupted or did not mentally replay the video in one shot). For the initialization task, outlier observations were identified and removed for each event duration following the “square root transformation method” (Berger & Kiefer, 2021; Cousineau & Chartier, 2010)⁴¹. If, for one of the tasks, more than half of the trials of one event duration had to be excluded for a given participant, the entire participant was excluded. In total, 21 participants were excluded and replaced by other participants. The analyses reported here are based on 2401 observations from 50 participants (1182 observations for the mental replay task and 1219 for the initialization task)⁴².

Statistical analyses

Detailed descriptive statistics for all the analyzed variables are available in the Supplementary Materials. As preregistered, we tested our hypotheses using linear mixed-effects models (D. Bates et al., 2015). The random effect structure was determined following the

⁴¹ Each value was transformed following three steps: the minimum value of the sample was subtracted from the untransformed value, the difference obtained was then divided by the sample range and, finally, the obtained quotient was z-transformed. Then, observations associated with a z-score whose absolute value was greater than 2 were considered as outliers and were removed.

⁴² To ensure that the observed results were not dependent on our exclusion and data cleaning criteria, we ran again all the analyses with the entire data set (N participants = 71, N observations = 3550). Conclusions regarding our hypotheses remained unchanged (results are available in the Supplementary Materials).

likelihood ratio test backward selection heuristic (Matuschek et al., 2017). For all the models, we observed some deviations from the conditions of application of classical linear mixed-effects models (see osf.io/2xt93 for the complete assessment). We therefore used a robust alternative (i.e., DAStau estimator; Koller, 2013, 2016; Mason, 2022)⁴³.

First, we inspected the shape of the relation between event duration and total remembering duration using a growth curve analysis (Curran et al., 2010; Mirman, 2014), with remembering duration as outcome and a first and a second order polynomial transformation of event duration as predictors (for each participant, remembering duration was averaged by event duration). These two orthogonal polynomials allowed us to examine whether the evolution of remembering duration with event duration was better explained by a non-linear relation (compared to a purely linear one). The model included a random intercept for the participants and a random slope for the quadratic term (Brauer & Curtin, 2018). Then, we fitted the same model but with the corrected remembering duration as outcome instead of the total remembering duration.

Although not preregistered, we also ran a third model (with non-aggregated data) to check that initialization times did increase with event duration (image display + dynamic visual noise duration). Such an increase would provide support for the validity of our initialization time measure (it is indeed reasonable to assume that the time required to retrieve a visual scene increases as a function of the time that has elapsed since its perception). Initialization time was set as the outcome and event duration (mean-centered) as the fixed predictor. This model included random intercepts for participants and videos and a random slope for the effect of even duration.

Finally, we fitted a last model to evaluate the extent to which trial-by-trial ratings of clarity and dynamism predicted event remembering duration. Fixed effects predictors were event duration (mean-centered), clarity judgement, dynamism judgement, the interaction between event duration and clarity, and the interaction between event duration and dynamism. Dynamism and clarity ratings were cluster-mean centered (i.e., centered around each subject's own mean; these centered values were then divided by 100 to resolve scale differences issues) to obtain an unbiased estimate of the within-subject association between the predictor and the outcome. The other exploratory analyses we conducted to assess individual differences in visual imagery are reported in the Supplementary Materials.

For all models, we assessed the statistical significance of parameter estimates with confidence intervals (CIs) and *p*-values (considering an alpha of 0.05, two tailed) obtained from standard errors (SE) and *t*-statistics of the model using the normal approximation (i.e., treating the *t*-value as a *z*-value; Baayen et al., 2008; Mason, 2022; Mirman, 2014). Estimated marginal means, associated pointwise standard errors and Wald's 95% CIs were computed for each event duration based on fixed-effects coefficients and variance-covariance matrix of the model.

⁴³ The results obtained with the classical and robust analyses were quite similar and conclusions regarding our hypotheses were the same. We therefore only report here the results obtained with the robust estimates, while the results of the classical analyses are available in the Supplementary Materials.

All the analyses were performed using R (version 4.2.2; R Core Team, 2022) and RStudio (version 3.0.386; Posit team, 2023). See Supplementary Materials for more detail about the R packages that were used.

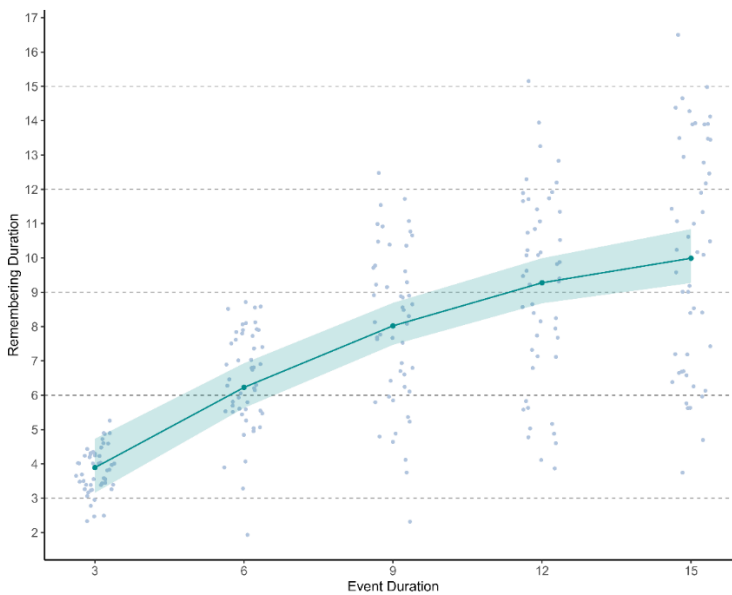
Results

Mains analyses

Remembering duration. First, we replicated results of (Leroy et al., 2024b) regarding the relation between total remembering duration and event duration. Indeed, a growth curve analysis revealed a non-linear increase of remembering duration with event duration (linear term: $b = 4.83$, 95% CI [4.04, 5.61], $t = 12.06$, $p < .001$; quadratic term: $b = -1.01$, 95% CI [-1.22, -0.80], $t = -9.48$, $p < .001$). The increase in remembering duration was lower as event duration increased (e.g., the increase in remembering duration between 3- and 6-s events was greater than the increase in remembering duration between 12- and 15-s events; see Table 1, Figure 4). Importantly, average remembering duration was higher than the actual event duration for 3-s events but shorter than the actual event duration for 9-, 12- and 15-s events (see Table 1, Figure 4).

Figure 4

Increase of remembering duration as a function of event duration



Note. The gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The green dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

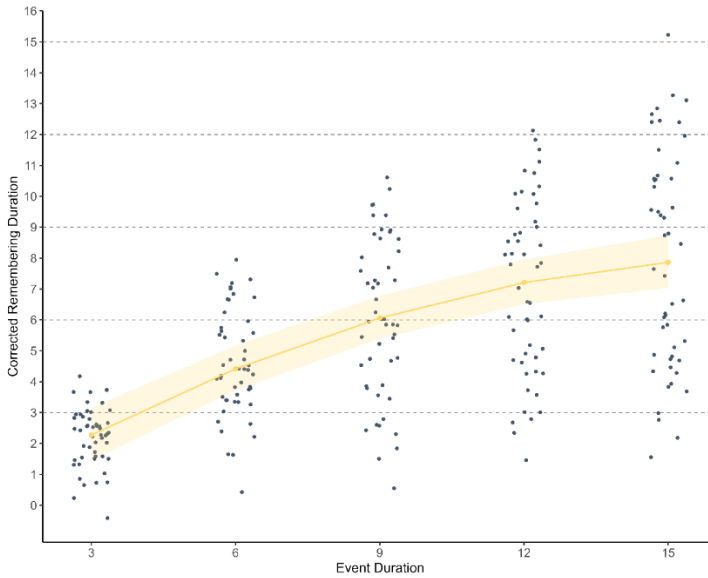
Initialization time. As expected, initialization times increased with event duration ($b = 0.03$, 95%CI [0.02, 0.05], $t = 5.92$, $p < 0.001$; see Supplementary Materials for more details). This increase confirms that our measure of initialization time does indeed reflect the time needed by individuals to retrieve (i.e., seeing again in their mind) visual scenes perceived earlier.

Corrected remembering duration. To further characterize WM capacity for continuous events, we assessed the relation between event duration and our corrected estimate of remembering duration (remembering duration minus initialization time). As predicted, a growth curve analysis revealed a non-linear increase of corrected remembering duration as a function of event duration (linear term: $b = 4.41$, 95%CI [3.64, 5.19], $t = 11.17$, $p < .001$; quadratic term: $b = -0.93$, 95%CI [-1.15, -0.70], $t = -8.05$, $p < .001$). Importantly for our purpose, model estimates showed that corrected remembering duration became shorter than the actual event durations when events lasted more than 3 s, while the confidence interval for the mental replay of 3-s events included the actual event duration (see Table 1). These results suggest that continuous events start to be temporally compressed in WM representations between 3 and 6 s (see also Figures 5)⁴⁴. Of note, beyond this duration, corrected remembering duration still increased with event duration, but the difference between corrected remembering duration and event duration (i.e., temporal compression) increased with event length, suggesting an increasing temporal decay (see Figure 5 and Table 1).

⁴⁴ Temporal compression was not systematic but emerged when events exceeded a given duration in almost all participants. Nevertheless, the event duration at which it started, varied substantially between individuals (see Supplementary Materials). If, as hypothesized, the emergence of temporal compression is a byproduct of WM temporal limit, variations in WM forgetting rate should explain these individual differences. Future studies could test this hypothesis by independently measuring individual differences in WM capacity and by examining the associations between WM capacity and the event-duration-dependent decrease of temporal ratios.

Figure 5

Increase of corrected remembering duration as a function of event duration



Note. The black dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The golden dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

Table 1

Growth Curve Analyses (robust linear mixed-effects models): estimates across event durations

Event Duration	Remembering Duration		Corrected Remembering Duration	
	Estimate	95% CI	Estimate	95% CI
3	3.95	[3.16, 4.73]	2.30	[1.46, 3.15]
6	6.28	[5.63, 6.93]	4.44	[3.72, 5.16]
9	8.08	[7.47, 8.69]	6.09	[5.40, 6.77]
12	9.33	[8.68, 9.99]	7.23	[6.51, 7.95]
15	10.05	[9.27, 10.84]	7.89	[7.04, 8.73]

Note. For each event duration: estimated mean with associated 95% confidence intervals.

Exploratory analyses

A secondary aim of the current study was to explore the potential relations between the temporal compression of events in memory and the vividness of visual mental imagery. Here, we only report the main finding of these exploratory analyses (all analyses are reported in the Supplementary Materials). When assessing to what extent remembering duration was related to the vividness of mental imagery on a trial-by-trial basis, we did not observe any significant relation between remembering duration and clarity ratings (whatever event duration). On the other hand, there was a significant interaction between dynamism judgements and event duration in predicting remembering duration, such that dynamism was positively associated with remembering duration but only for long events ($b = 0.26$, 95% CI [0.12, 0.40], $t = 3.54$, $p < .001$). In other words, for long events, participants judged their memories as more dynamic when they took more time to mentally replay the event.

Discussion

Remembering the unfolding of past episodes usually takes less time than their actual duration. While this temporal compression is ubiquitous in the subjective experience of episodic remembering, the cognitive mechanisms underlying this phenomenon remains poorly understood. Recent research suggests that the temporal compression of events in memory representations result, at least in part, from the partial encoding of the continuous stream of perceptual experience when it exceeds the limit of WM capacity (Leroy et al., 2024b). However, the estimates of remembering duration used in this previous study did not take into account the time needed to initialize mental replay, such that WM capacity for continuous events was likely overestimated. To address this issue, in the present study, we used a corrected measure of remembering duration that accounted for the time needed to access the initial visual scene from which mental replay takes place.

We replicated the results of Leroy et al. (2024b) when analyzing the total (uncorrected) remembering duration. Specifically, we found that the time taken by participants to remember continuous events increased non-linearly with their duration, so that temporal compression emerged for events that lasted around 9 s. However, the corrected measure of remembering duration that takes into account the time needed to initiate the mental replay of events showed that continuous events began to be temporally compressed in WM as soon as they exceeded 3 s. By contrast, the mental replay of 3-s events corresponded roughly to the actual event duration (i.e., the 95% CI for mental replay duration included 3 s). This latter result supports the idea that Leroy et al.'s (2024b) observation that remembering duration was longer than the actual event duration for 3-s events may be due to the fact that their (uncorrected) measure of remembering duration reflected both the time taken to mentally replay the unfolding of the event and the time needed to initiate recall. Once the initialization of mental replay was taken into account in the present study using a corrected measure, remembering duration was not longer than the actual event duration. The mental replay of events lasting more than 3 s then began to be temporally compressed, suggesting that their course was only be partially represented in WM. Corrected

remembering duration still increased with event duration, but this increase was reduced as events became longer (i.e., the temporal compression of events increased with their duration).

It is interesting to link these results to research on temporal cognition, which suggests that the “subjective present” may last about 3 s (Pöppel, 1997; Wittmann, 2016). According to this literature, our experience of the “now” is not a single, fleeting instant but rather a temporally extended interval (i.e., a sliding temporal window) in which sequential stimuli are integrated and unified to create a coherent experience of the present. This temporal window enables us to experience the flow of events over time, notably the sensation of movement and change (it should be noted, however, that some authors consider that the subjective present should not be defined in terms of time covered but as a thematically connected information structure; White, 2021). It is essential for tasks such as speech comprehension, music appreciation, and motor coordination, where multiple elements must be perceived as part of a single, unified experience (Wittmann, 2016). Beyond this 3-s subjective present, a longer temporal horizon of experience can be created by maintaining and integrating successive units of perceptual “nowness” in WM (Fairhall et al., 2014; Montemayor & Wittmann, 2014). However, these experience units would quickly undergo temporal decay (Barrouillet et al., 2004), so that the event model maintained in WM to make sense of ongoing experience may only partially represent the dynamic unfolding of events. The occurrence of temporal discontinuities in episodic memories may thus result from the partial encoding of continuous events whose duration exceeds WM capacity (i.e., temporal compression may emerge because of a WM capacity limit in representing continuous events).

Although the present results bring nuances to those previously reported by Leroy et al. (2024b), they do not call into question the main conclusions of this previous study. Its main contribution was to show that the compression of events in WM is not systematic but emerges when they exceed a certain duration and increases non-linearly with even duration, suggesting the existence of a WM capacity limit in representing continuous events. In the current study, we replicated these findings, showing that, even after accounting for the time required to initiate recall, there was a non-linear increase of mental replay duration with the length of the events (i.e., temporal compression increased with event duration). However, our results nuance the estimates of Leroy et al. (2024b) regarding the WM temporal window, suggesting that it may cover approximately 3 s of the sensorial stream. That being said, it should be acknowledged that our corrected measure of mental replay is likely not perfect and only indirectly captures the duration of event representations maintained in WM, so further studies will be needed to estimate WM temporal window more precisely.

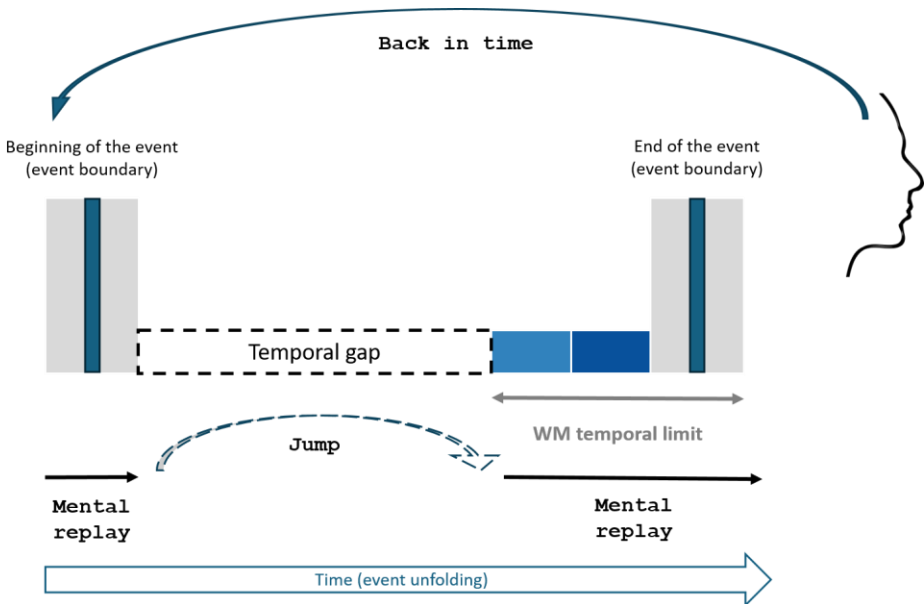
Beyond estimating the temporal compression of events in WM, we also aimed to explore to what extent compression rates are associated with the characteristics of visual mental imagery during mental replay. These exploratory analyses revealed that temporally compressed events are remembered with less dynamism: their memory representation is more like a series of images than a video. This result is in line with the view that long continuous events are remembered in less time than their actual duration because their unfolding is not entirely represented in memory. In addition, remembering duration did not vary with clarity ratings. It is therefore unlikely that

the temporal compression of long continuous events is due to a lower sensorial richness of their memory representation.

Although the current study marks a step forward in understanding how WM capacity shapes the temporal compression of events in episodic memories, an important question remains unanswered: when continuous events are temporally compressed, which parts of their unfolding are remembered, and which are not? One possibility would be that the perceptual units that constitute the end of the event model are replayed with no (or little) compression, whereas more distant units are only partially replayed due to increasing memory decay (see Figure 2 in the Introduction). Another possibility would be that the central part of an event is more frequently omitted during mental replay than the beginning and end of the event. Recent studies have shown that when individuals retrieve continuous memories, they access them from event boundaries and then mentally replay their unfolding by moving from one boundary to the next, while skipping some of the within-event information (Michelmann et al., 2019, 2023). Considering these results, it could be that, when attempting to mentally replay a continuous event, people first reconstruct the moment corresponding to the boundary representing the beginning of the event, then remember the early unfolding of the event and, at a certain point, mentally "jump" to the perceptual units representing the end of the event (see Figure 6).

Figure 6

Hypothetical dynamics of the mental replay of continuous events



Note. During the initialization phase, people would reconstruct the moment corresponding to the boundary representing the beginning of the event. They would then remember the early unfolding of the event and, at a certain point, "jump" to the perceptual units representing the end of the event. Blue rectangles represent basic perceptual units.

So far, we have implicitly assumed that, in the context of event model formation, attentional resources remain constant over new incoming information and that all perceptual units maintained in WM undergo temporal decay uninterruptedly until they are flushed out from WM. However, it is also possible that attentional resources frequently switch between new incoming information and previous perceptual units to prevent temporal decay in WM. In other words, attentional resources may be distributed across the entire event model, with some of the available attentional resources allocated to each perceptual unit. As a result, the higher the number of perceptual units (i.e., the longer the event), the lower the amount of attentional resources allocated to each part of the maintained event model. In this scenario, events would be replayed continuously from start to end, though some portions of each perceptual unit would be absent.

Finally, the goal of this study was to develop a measure of remembering duration corrected for the time required to initialize the mental replay, but it should be noted that this initialization time could itself involve different sub-processes (each taking some time). The initialization of mental replay may first imply an attentional switch to memory (Servais et al., 2023), then searching processes involved in retrieving the memory trace (i.e., to activate relevant information in memory; Unsworth, 2019) and, finally, the reconstruction of the visual scene from retrieved information (D'Angiulli & Reeves, 2007; Hassabis & Maguire, 2007). Determining the relative contribution of these different processes to the initialization time was beyond the scope of the study but would represent an interesting avenue for future research.

In conclusion, using a measure of remembering duration that takes the time to initialize mental replay into account, we have clarified the temporal limit of WM in representing continuous events. We have shown that continuous events start to be compressed (i.e. the course of events is only partially represented) in WM when their duration exceeds 3s. The construction of event models representing events longer than 3 s seems to involve some form of temporal compression. Taken together, these results constitute a further step towards understanding how continuous sensory streams are integrated (or not) into memory representations. Importantly, the paradigm developed in this study opens new avenues of research for studying the temporal dynamics of mental replay. An important task for future research will be to determine which parts of the continuous stream of experience are represented, and which parts are omitted, during the mental replay of past episodes.

Supplementary materials


Descriptive statistics

Main outcome variables

Table S1, S2 and S3 show summary statistics associated to central tendency and distributional properties of remembering duration, corrected remembering duration and initialization time. Figure S1 displays observed remembering duration and corrected remembering duration across event durations (averaged by participant). Figure S2 depicts the evolution of both remembering duration and corrected remembering duration as a function of event duration for each participant.

Table S1

Descriptive statistics for remembering duration

Duration	N	Min	Q1	Median	Q3	Max	Box	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Density
3	50	2.33	3.39	3.82	4.27	5.26		3.81	0.66	-0.09	-0.50	
6	50	1.93	5.54	6.38	7.70	8.72		6.43	1.46	-0.61	0.28	
9	50	2.32	6.29	8.22	9.69	12.47		8.01	2.32	-0.24	-0.67	
12	50	3.87	7.18	9.44	11.28	15.15		9.10	2.77	-0.13	-0.82	
15	50	3.74	6.82	10.20	13.32	16.50		10.09	3.31	-0.03	-1.27	

Note. Values are averaged by participant and by event duration.

Table S2

Descriptive statistics for corrected remembering duration

Duration	N	Min	Q1	Median	Q3	Max	Box	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Density
3	50	-0.42	1.55	2.33	2.82	4.18		2.19	0.95	-0.41	-0.04	
6	50	0.42	3.43	4.39	5.72	7.95		4.59	1.71	0.01	-0.59	
9	50	0.55	4.05	5.98	8.17	10.61		6.06	2.56	-0.17	-0.97	
12	50	1.46	4.72	7.38	9.14	12.13		7.04	2.84	-0.06	-1.14	
15	50	1.55	4.83	8.05	10.57	15.23		7.94	3.50	0.07	-1.20	

Note. Values are averaged by participant and by event duration.

Table S3

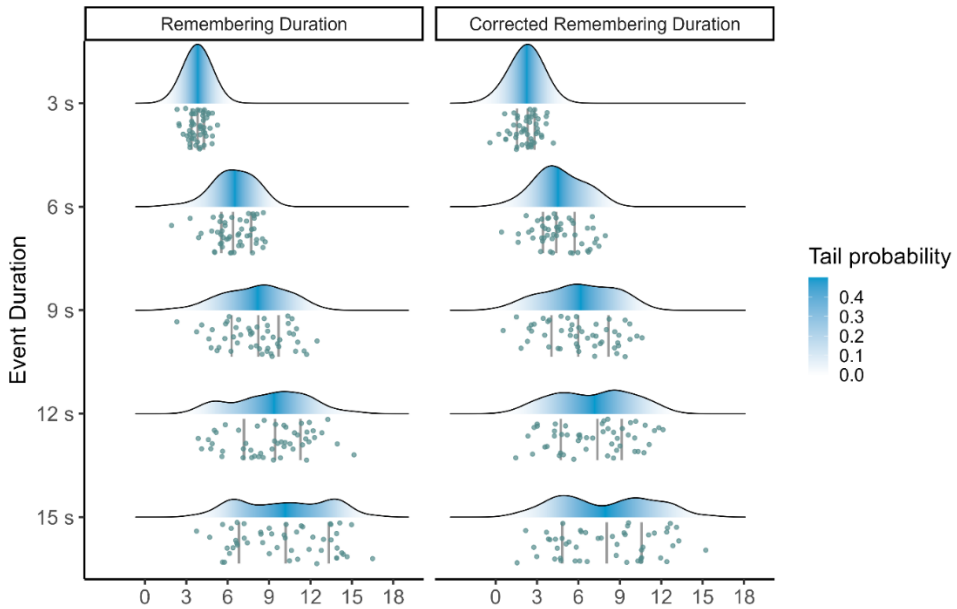
Descriptive statistics for initialization time

Duration	N	Min	Q1	Median	Q3	Max	Box	Mean	SD	Skew	Kurtosis	Density
3	245	0.37	0.90	1.32	2.02	4.91		1.59	0.94	1.15	0.85	
6	242	0.40	1.00	1.49	2.46	5.40		1.81	1.12	1.10	0.53	
9	241	0.32	1.00	1.53	2.57	6.47		1.92	1.23	1.36	1.83	
12	244	0.27	0.99	1.61	2.71	5.90		2.01	1.29	1.09	0.47	
15	247	0.22	1.07	1.65	2.78	6.55		2.10	1.39	1.23	0.90	

Note. Non-aggregated data.

Figure S1

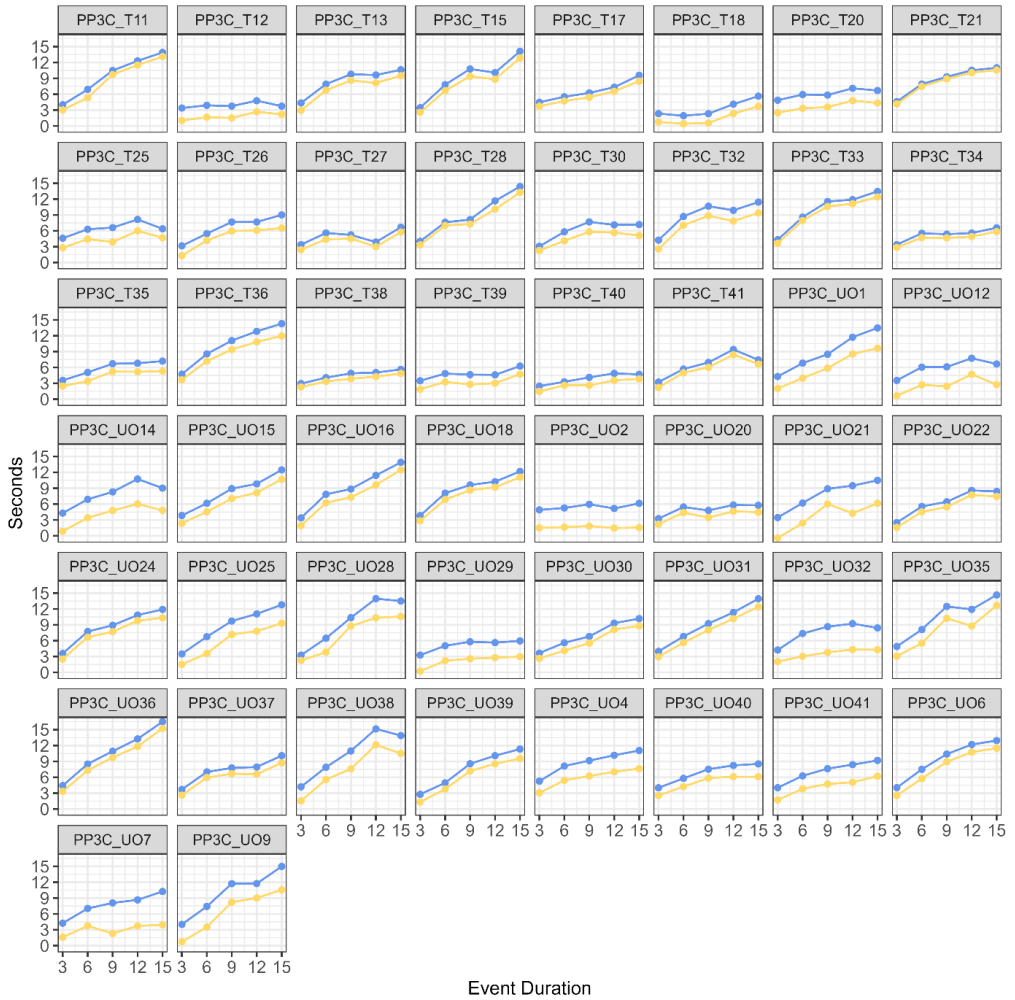
Observed remembering duration and corrected remembering duration across event durations



Note. The blue ridges represent the empirical cumulative density function for the distribution (probabilities are directly mapped onto color). The green dots represent the observed values. Each point corresponds to the average of a given participant for a given duration. Vertical grey lines delimit quartiles.

Figure S2

Evolution of remembering duration (blue) and corrected remembering duration (yellow) with event duration for each participant



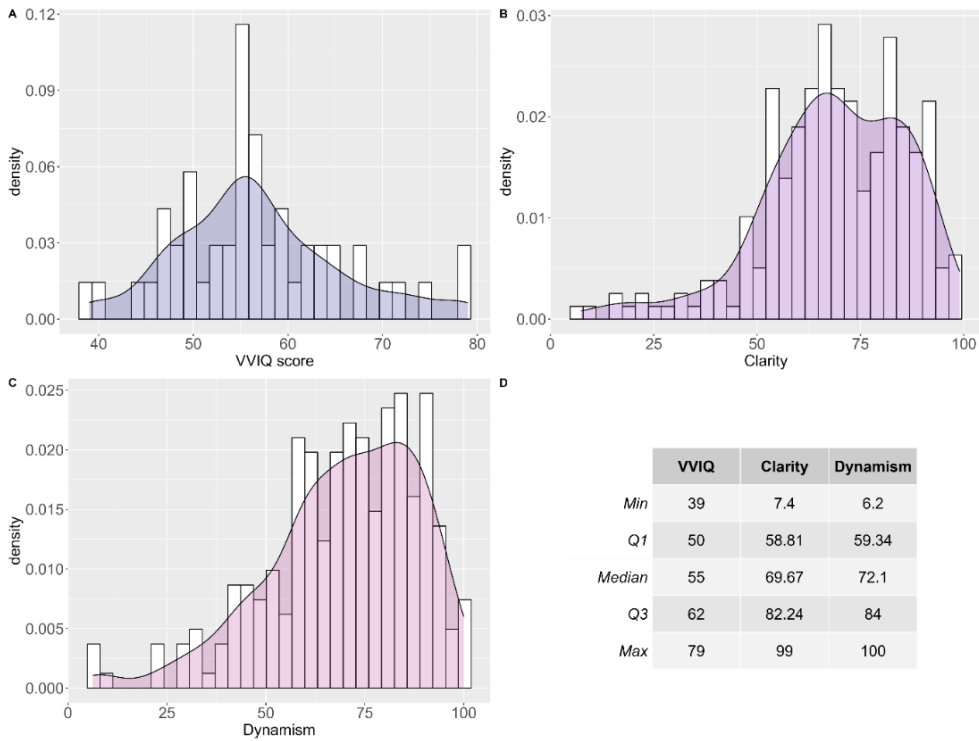
Note. Observed values. Data are averaged by event duration.

Exploratory variables

Descriptive statistics and distribution plots for VVIQ scores, clarity and dynamism judgements (averaged by participant) are displayed in Figure S3. A synthesis of raw (non-aggregated) clarity and dynamism ratings for each event duration is presented in Figure S4.

Figure S3

Clarity and dynamism by participant and VVIQ score



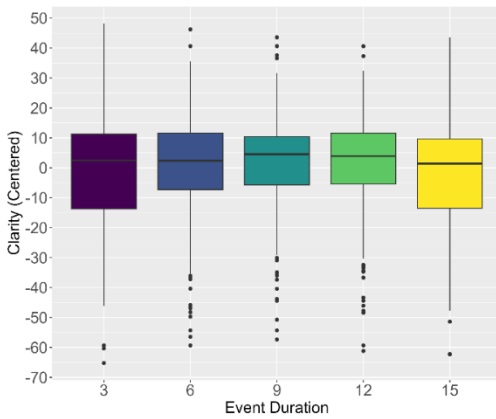
Note. Values averaged by participant. **A.** Density plot for VVIQ scores. **B.** Density plot for clarity judgements. **C.** Density plot for dynamism judgements. **D.** Descriptive statistics for VVIQ scores, clarity judgements and dynamism judgements.

Figure S4

Clarity and dynamism by event duration

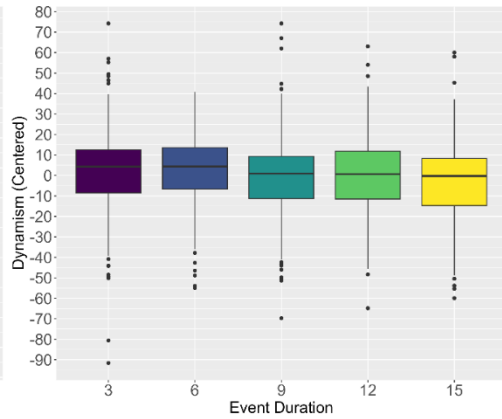
A

Duration	Min	Q1	Median	Q3	Max
3	-65.21	-13.75	2.46	11.25	48.23
6	-59.33	-7.26	2.38	11.6	46.23
9	-57.38	-5.74	4.52	10.37	43.57
12	-61.21	-5.43	3.92	11.55	40.62
15	-62.33	-13.51	1.4	9.64	43.57



B

Duration	Min	Q1	Median	Q3	Max
3	-91.58	-8.57	4.29	12.52	74.26
6	-55	-6.68	4.38	13.57	40.82
9	-69.71	-11.22	0.94	9.35	74.26
12	-64.83	-11.48	0.67	11.9	63.04
15	-59.92	-14.72	-0.25	8.32	60.04



Note. Non-aggregated data (i.e., one observation per trial). Cluster-mean centered (i.e., centered around each participant’s own mean). **A.** Descriptive statistics and associated box plot for clarity judgements. **B.** Descriptive statistics and associated box plot for dynamism judgements.

Supplementary information about the analyses

Explained variance

In all the models we fitted, we assessed the part of outcome variance explained by our fixed effects and the grouping structure in our data with Nakagawa's marginal R-squared (marginal R^2 ; fixed effects variance divided by and the sum of residual variance, fixed effects variance and random effects variance) and adjusted intra-class correlation (adjusted ICC ; random intercept variance divided by the sum of residual variance and random intercept variance). The value of these two indices can vary between 0 and 1 (the higher the value, the higher the amount of explained variance; Johnson, 2014; Nakagawa et al., 2017; Nakagawa & Schielzeth, 2013). Note that the adjusted ICC also reflect the degree of association of observations within the same cluster (i.e., observation from the same participant).

For the two models predicting remembering duration and corrected remembering duration, we obtained high values for both indices (model predicting remembering duration: $R^2 = 0.5$, $ICC = 0.89$; model predicting corrected remembering duration: $R^2 = 0.4$, $ICC = 0.9$). Concerning the third model (i.e., the model predicting initialization time), the fixed predictor (event duration) explained only a little part of the initialization times variance ($R^2 = 0.02$, $ICC = 0.8$).

Power analysis

Using our pilot data, we fitted each statistical model we planned to run on our final dataset: 1) a model predicting remembering duration by a first and a second order polynomial transformation of stimulus duration; 2) a model predicting corrected remembering duration (corrected remembering duration) by a first and a second order polynomial transformation of stimulus duration; 3) a model predicting initialization time by event duration (non-aggregated data).

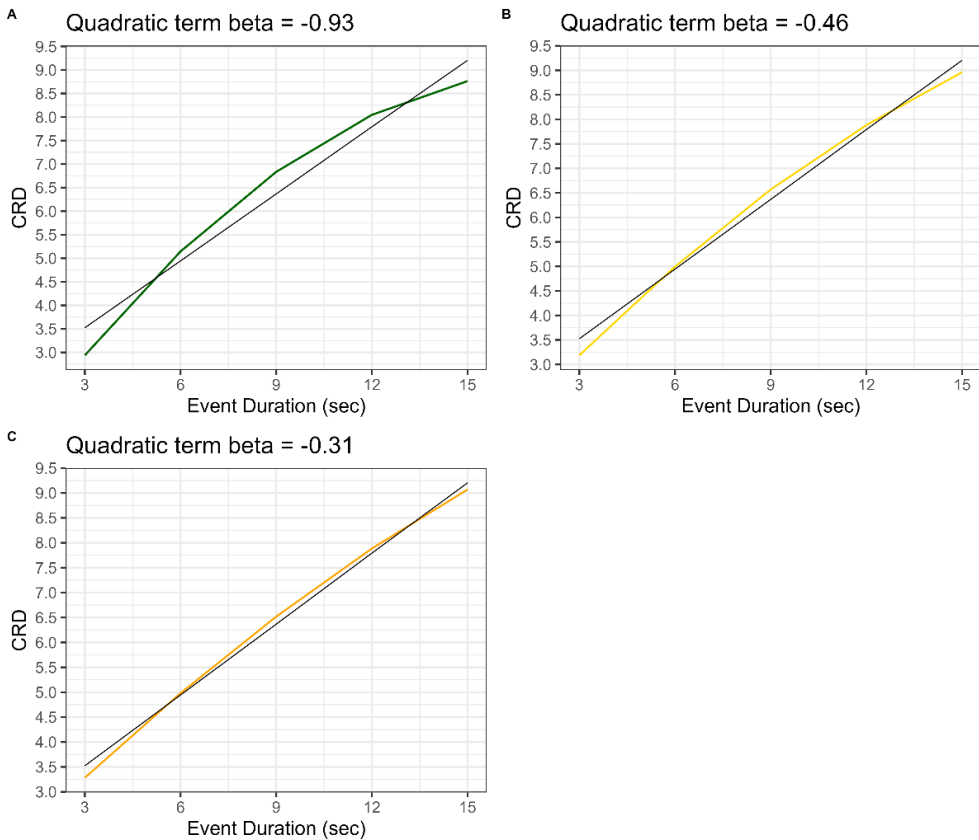
For each model, we used estimated parameters to simulate new data (except for the β associated with the predictor of interest, which was reduced to compensate for its probable over-estimation due to the low number of observations). First, considering an effect size two times lower than the one obtained in the pilot study, we generated 1000 samples of 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 participants and refitted the model with each of them. We then repeated the operation, dividing the effect size by 3. By computing the proportion of the simulations in which the model indicated a significant effect of the predictor of interest, we obtained the statistical power that could be achieved with each sample size, for the two effect sizes (Brysbaert & Stevens, 2018; Kumle et al., 2021).

When using orthogonal polynomials, interpreting the beta of fixed predictors can be tricky. A quadratic term coefficient close to zero indicates that the function (the relationship between the time variable and the outcome) is almost linear and, conversely, a high value reflects an important curvature (Mirman, 2014). Figure S5 illustrates the shape of the relationship

between event duration and corrected remembering duration, corresponding to the different quadratic term coefficients for which we have performed our sensitivity/power analysis.

Figure S5

Graphical illustration of the shape of the relation between event duration and corrected remembering duration corresponding to different quadratic term coefficients



Note. Data (averaged by duration) were simulated from a model in which the quadratic term beta was set to 0 (black lines), -0.93 (same as in the pilot study; green line; **A**), -0.46 (two times smaller than in the pilot study; golden line; **B**) or -0.31 (three times smaller than in the pilot study; orange line; **C**). For each effect size, 1000 datasets were simulated. CRD: Corrected Remembering Duration

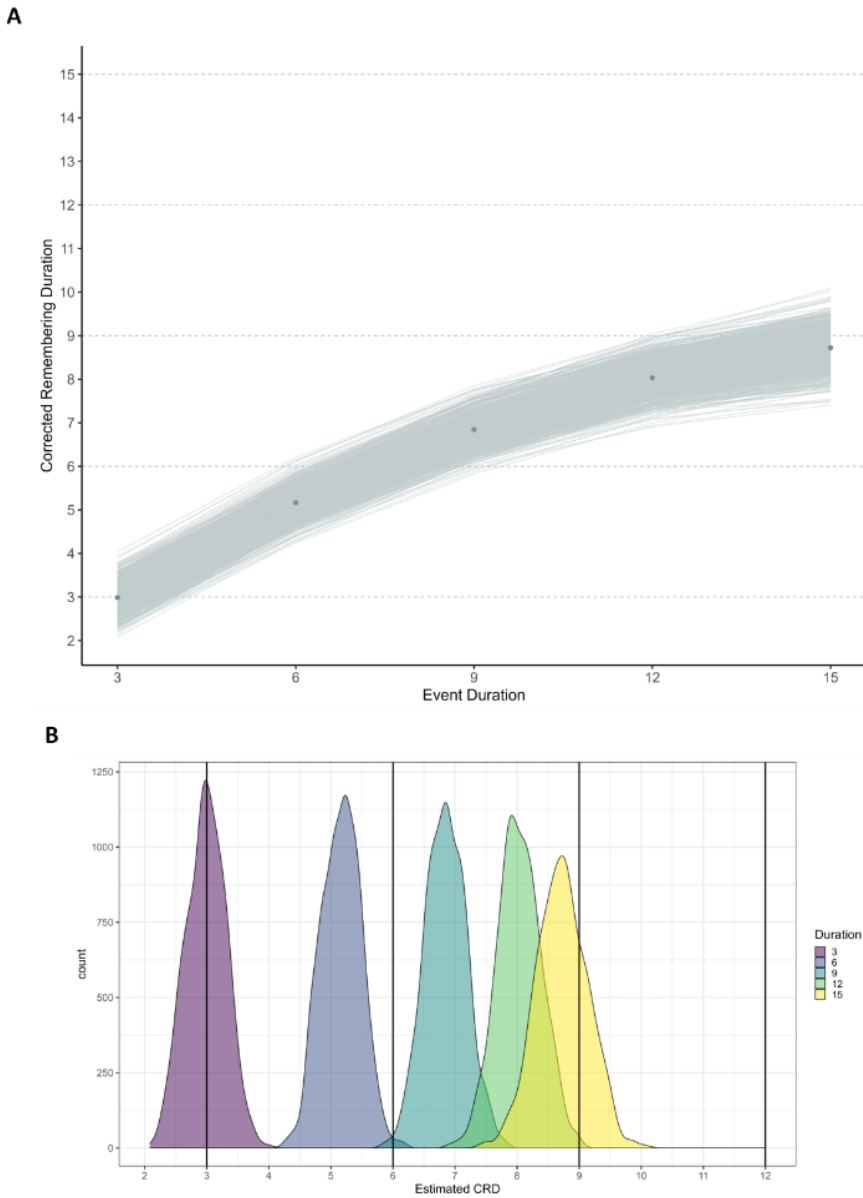
For the first and the second model, we evaluated the power we would have for the detection of a significant effect of the quadratic term (alpha=0.05, two-tailed *t*-test, Satterthwaite approximation for the denominator degrees of freedom; Luke, 2017) and an increase in model fit when including the quadratic term (likelihood ratio test; Mirman, 2014). In the third model, we were interested in the increase of initialization time with event duration(alpha=0.05, two-tailed *t*-test, Satterthwaite degrees of freedom).

Taken together, these analyses revealed that a sample size of 50 participants would provide us with a statistical power of at least 90% to detect effects with a size two times smaller than in our pilot study and a statistical power of at least 80% to detect effects with a size three times lower than in our pilot study. Detailed power curves for each model are available at osf.io/2xt93.

The corrected remembering duration was the outcome we were the most interested in. In addition, we had hypotheses regarding its value for the different event durations (see the Introduction section of the Main Text). We therefore looked closely at the reliability of the estimated corrected remembering (for the five event duration) that we could expect given a sample of 50 participants. Practically, we assessed the stability of estimated corrected remembering duration (and 95% *CI*s) across different simulated datasets (DeBruine & Barr, 2021). We simulated 1000 datasets of 250 observations (i.e., 50 participants X 5 event durations) based on the estimated parameters of the second model we fitted with our pilot data (i.e., the one predicting corrected remembering duration). We fitted our model of interest on each of these datasets and assessed the variability of estimated corrected remembering durations and their 95% *CI*s (for each event duration) across the simulations (see Figures S6 and S6). First of all, among all the simulations, estimated corrected remembering duration for each duration varied in a 3-s window (i.e., the maximal difference of estimated corrected remembering duration between simulations was below 3-s; see Figures S6 and S7). Then, 95% *CI*s around estimated corrected remembering duration for 3-s events encompassed 3 s in 99.99% of the simulations. For 6-s events, 99.4% of the estimated corrected remembering duration were below 6-s but, in 37% percent of the simulations, confidence interval included 6 s. By contrast, 95% *CI* around estimated corrected remembering duration for 9-s did not included 9-s in 100% of the simulations. This analysis suggested that a sample of 50 participants would provide us with reliable estimated means and a sufficient statistical power to detect the emergence of temporal compression between 3 and 9-s. I should also be noted that Marginal R^2 and *ICC* remained quite high across simulations (see Figure S8). The model converged and enabled proper estimation of all the parameters in more than 95% of the simulations.

Figure S6

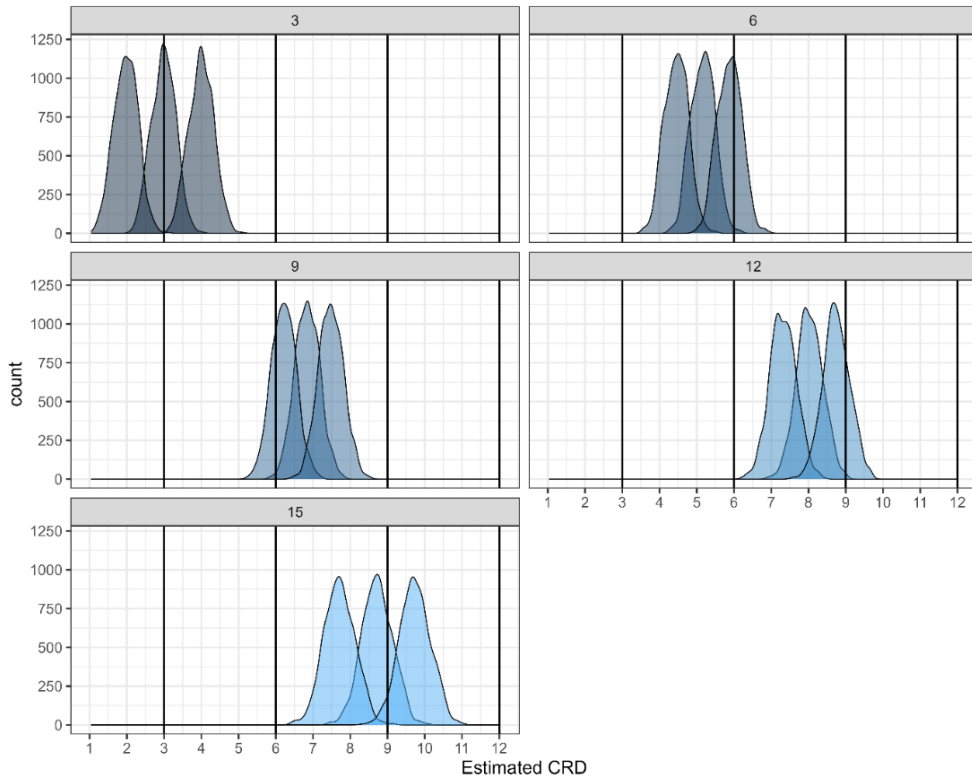
Fluctuation of estimated corrected remembering duration (across event durations) between simulations



Note. **A.** Each grey line represents the estimated corrected remembering duration in one of the 1000 simulations. Grey dots represent the average of the estimates across simulations (for each event duration). **B.** Density plot of the estimated corrected remembering durations across simulations for each event duration. CRD: Corrected Remembering Duration.

Figure S7

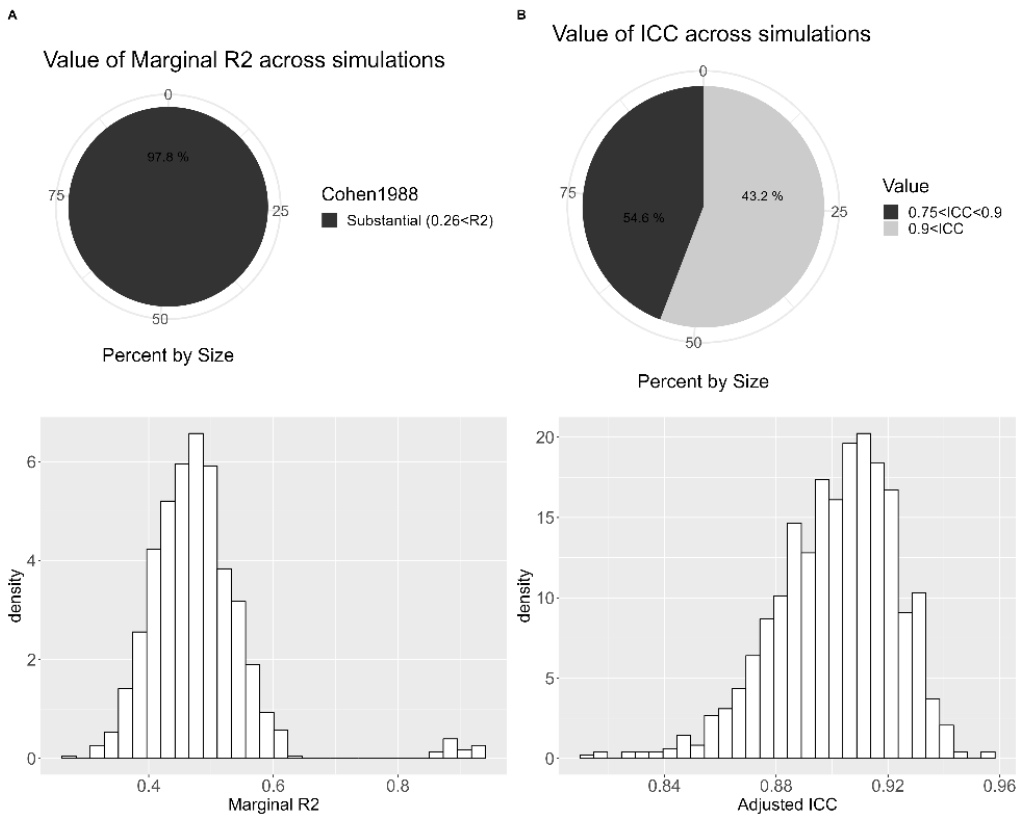
Fluctuation of estimated corrected remembering duration and their 95% CIs across simulations



Note. Density plot of the estimated corrected remembering durations and their 95% CIs across simulations for each event duration. In each panel, the left ridge refers to the lower confidence bounds, the central one to the estimates and the one on the right to upper confidence bounds. CRD: Corrected Remembering Duration.

Figure S8

Fluctuation of R^2 and ICC across simulations



Note. **A.** R^2 was above 0.26 (i.e., substantial according to Cohen’s classification; Cohen, 1988) in 97.8% of the simulations (pie chart). The remaining 2.2% corresponds to the simulation in which all the parameters (fixed and random) were not properly estimated. R^2 ranged between 0.28 and 0.94 (density plot). **B.** We obtained and ICC between 0.75 and 0.90 in 54.6% of the simulations and above 0.90 in 43.2% of the simulations (pie chart). ICC ranged between 0.81 and 0.96 (density plot).

Initialization time analysis

As the evolution of initialization time with event duration was only briefly discussed in the Main Text, we here provide more details about the estimated initialization time for each duration (see Tabel S4 and Figure S9).

Table S4

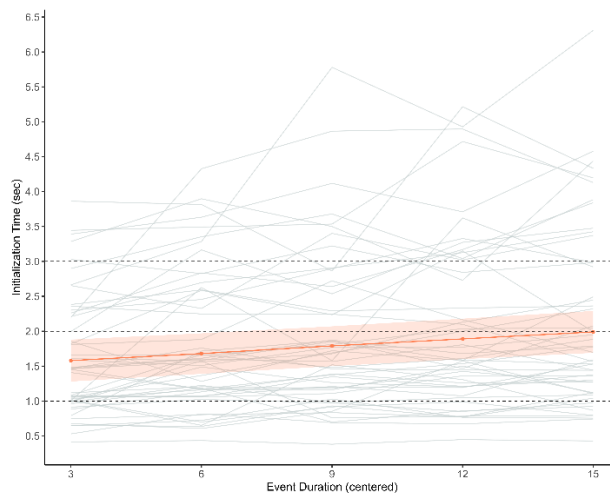
Robust linear mixed-effects model predicting initialization time: estimates across event durations

Event Duration	Estimate	95% CI
3.00	1.58	[1.28, 1.88]
6.00	1.68	[1.39, 1.97]
9.00	1.79	[1.50, 2.07]
12.00	1.89	[1.60, 2.18]
15.00	1.99	[1.69, 2.29]

Note. For each event duration: estimated mean with associated 95% confidence intervals.

Figure S9

Increase of initialization time as a function of event duration



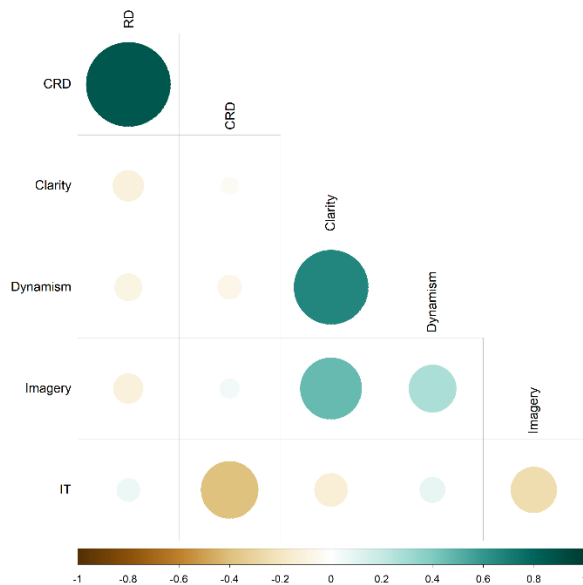
Note. Grey lines represent the observed values. Each line corresponds to the average initialization time of a given participant across durations. The orange dots, line and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs.

Exploratory analyses

Individual differences in visual imagery. We started to assess the potential relations between individual differences in mental imagery and temporal compression with exploratory correlation analyses (see Figure S10). Individual differences in VVIQ scores were not substantially associated with our memory measures (remembering duration and corrected remembering duration). However, VVIQ scores were negatively associated with initialization times. We also observed a positive correlation between dynamism and clarity ratings (averaged by participants) and VVIQ scores⁴⁵.

Figure S10

Exploratory correlation matrix



Note. Spearman correlation between VVIQ, clarity and dynamism scores (averaged by participant), remembering duration, corrected remembering duration, and initialization time. The size of the circles reflects the size of the correlation (ρ), while the color refers to both its direction (yellow points refer to negative associations while blue-green points refer to positive associations) and its size (the darker the color, the stronger the correlation). RD: remembering duration, CRD: corrected remembering duration IT: initialization time.

⁴⁵ This association is in line with the view that clarity and dynamism are the two dimensions constituting the vividness of visual mental imagery (Marks, 1999; Mckelvie, 1995).

Next, to explore whether individual differences in the vividness of visual mental imagery modulated the effect of event duration on remembering duration, corrected remembering duration, and initialization time, the three models described in the Main Text were fitted again by adding VVIQ scores and their interaction with event duration as predictors. VVIQ scores were not significantly related to remembering durations or corrected remembering durations. However, the increase in initialization time with event duration was negatively related to VVIQ scores for longer events (interaction between event duration and VIVQ scores: $b = -0.01$, 95% CI [-0.02, 0.00], $t = -2.77$, $p = 0.006$), showing that participants with higher vividness of visual imagery took less time to represent the initial scene.

Within-subject analyses (based on trial-by-trial ratings). After each trial of the mental replay task, participants had to rate the clarity and dynamism of their remembering. The definitions provided for these two dimensions were adapted from Marks (1999). Instructions provided for the clarity ratings were: “*Clarity refers to the brightness of colors and the sharpness of contours and details. You'll need to assess the level of clarity of your mental replay on a continuum ranging from "Unclear" (dull, blurred mental images) to "Perfectly clear" (mental images as sharp and precise as perception)*”. Instructions for the dynamism ratings were: “*Dynamism refers to the moving and changing nature of mental imagery over time. You'll need to situate your mental replay on a continuum ranging from "Static" (what you saw in your mind was close to a static image, a bit like looking at a photo taken with your smartphone) to "Very dynamic" (you saw with precision the unfolding of the scene, the development of the movements and/or displacements made by the actor, a bit like watching a video taken with your smartphone)*”.

We did not observe any significant relation between remembering duration and clarity ratings (whatever event duration). However, there was a significant interaction between dynamism judgements and event duration in predicting remembering duration, such that dynamism was positively associated with remembering duration but only for long events (see Table S5 and Figure S11). In other words, for long events, participants judged their memories as more dynamic when they took more time to mentally replay the event.

Table S5

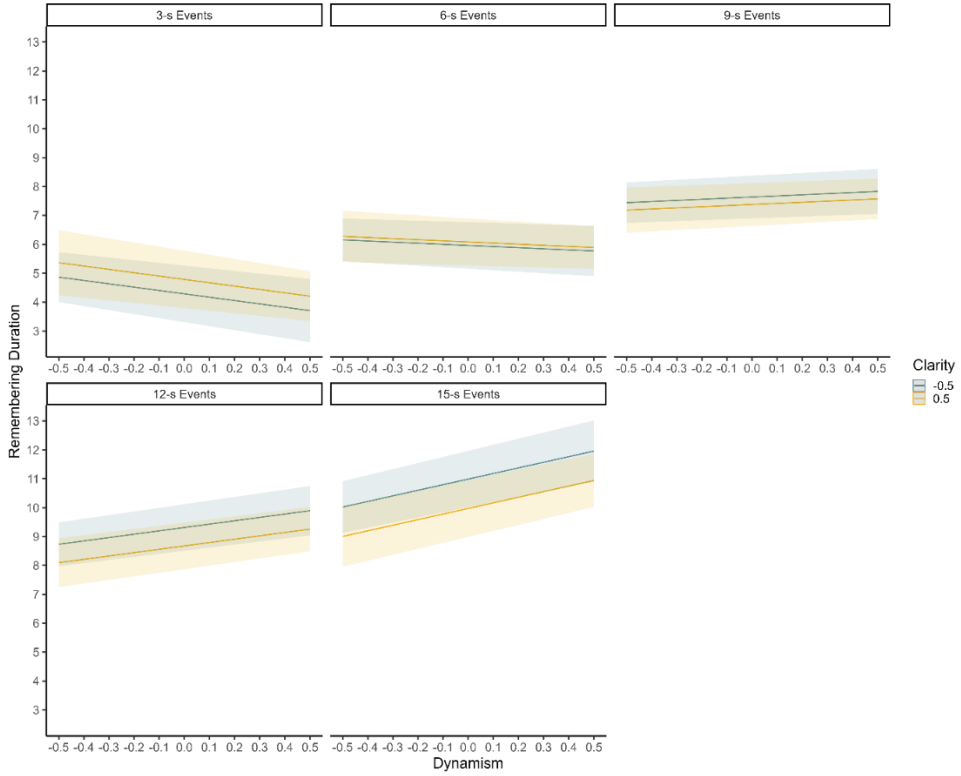
Exploratory robust linear mixed-effects model: prediction of remembering duration by event duration and imagery ratings

<i>Predictors</i>	β	<i>SE</i>	β 95% <i>CI</i>	<i>t</i>	<i>p</i>
Intercept	7.51	0.3	[6.92, 8.10]	25.04	< .001
Dynamism	0.39	0.31	[-0.23, 1.00]	1.24	0.215
Clarity	-0.26	0.33	[-0.90, 0.39]	-0.78	0.433
Duration	0.5	0.01	[0.47, 0.52]	37.3	< .001
Dynamism* Duration	0.26	0.07	[0.12, 0.40]	3.54	< .001
Clarity* Duration	-0.13	0.08	[-0.28, 0.03]	-1.59	0.112

Note. Prediction of remembering duration by dynamism ratings, clarity ratings, the interaction between event duration and dynamism, the interaction between event duration and clarity.

Figure S11

Exploratory robust linear mixed-effects model: prediction of remembering duration by event duration and imagery ratings



Note. Fitted values (colored lines) and their 95% CIs (the ribbon).

Main analyses with classical linear mixed-effects models (non-robust estimations)

Following our pre-registered analysis plan, we tested our hypotheses using linear-mixed effects models and used robust estimations as the assumptions underlying classical statistical analyses were not fully met (see osf.io/2xt93 for the complete assessment). However, for the sake of completeness, we here report results of classical linear mixed-effects models. The fixed and random effects included in the models were identical to those of the models presented in the Main Text.

For each fixed effect coefficient, 95% confidence interval (*CI*) and *p-value* (considering an alpha of 0.05, two tailed) were computed from standard errors (*SE*) and *t*-statistics of the model (using Satterthwaite approximation for denominator degrees of freedom; Luke, 2017). Bootstrap conditional 95% *CI*s were computed for each fitted value (Haman & Avery, 2020). To investigate whether the quadratic term significantly increases model fit, we compared the model including both linear and quadratic terms to a model that only includes the linear term (through the likelihood ratio test; Mirman, 2014).

Remembering duration as a function of event duration. As its robust counterpart (reported in the Main Text), the model revealed a non-linear increase of remembering duration with event duration (see Table S6). Remembering duration was close to the actual event duration for short events (i.e., 3 and 6-s events) but shorter for long events (9 to 15-s events; See Table S7 and Figure S12). The model comparison revealed that a model including both linear and quadratic terms provided a significantly better fit to the data than a simpler model that only included the linear term ($\chi^2(1) = 46.33, p < 0.001$).

Corrected remembering duration as a function of event duration. As its robust counterpart (reported in the Main Text), the model revealed a non-linear increase of corrected remembering duration with event duration (see Table S6). Importantly, corrected remembering duration was close to the actual event duration for 3-s events but shorter for the other event durations (See Table S7 and Figure S12). The model comparison revealed that a model including both linear and quadratic terms provided a significantly better fit to the data than a simpler model that only included the linear term ($\chi^2(1) = 41.92, p < 0.001$).

Table S6

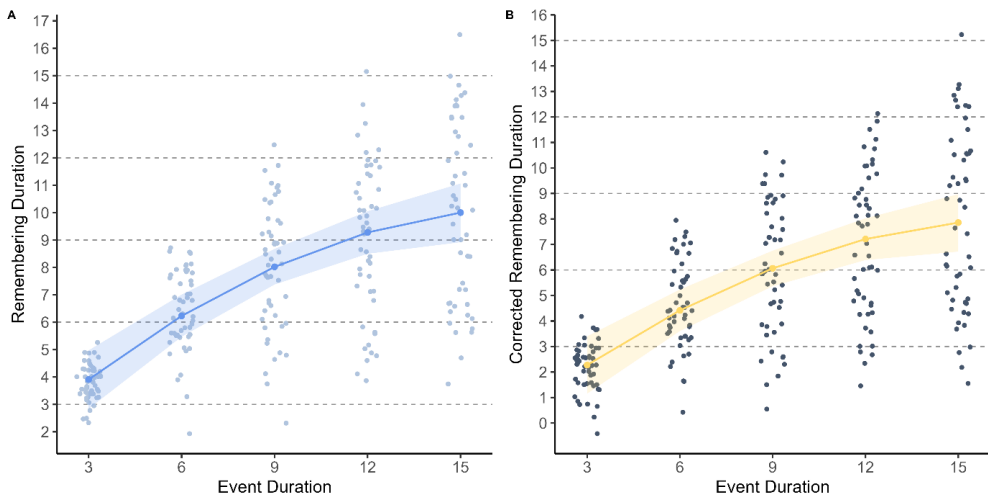
Growth curve analyses: prediction of remembering duration and corrected remembering duration by event duration (non-robust)

<i>Predictors</i>	Evolution of remembering duration with event duration				Evolution of corrected remembering duration with event duration			
	β	<i>SE</i>	<i>df</i>	95% <i>CI</i>	β	<i>SE</i>	<i>df</i>	95% <i>CI</i>
(Intercept)	7.49	0.27	49.00	6.94 – 8.04	5.57	0.30	49.00	4.96 – 6.17
Linear term	4.82	0.35	49.00	4.12 – 5.51	4.41	0.34	49.00	3.73 – 5.10
Quadratic term	-1.01	0.11	149.00	-1.22 – -0.79	-0.93	0.11	149.00	-1.16 – -0.70
ICC			0.86				0.87	
N			50				50	
Observations			250				250	
Marginal R ²			0.534				0.444	

Note. Coefficients of fixed effects and related inferential statistics.

Figure S12

Evolution of remembering duration and corrected remembering duration as a function of event duration (non-robust)



Note. **A.** The blue-gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average value of a given participant for a given duration. The dark-blue dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration. **B.** The black dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The golden dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

Table S7

Growth curve analyses: estimates across event durations (non-robust)

Event Duration	Remembering Duration		Corrected Remembering Duration	
	Estimate	95%CI	Estimate	95%CI
3	3.91	[2.84, 4.97]	2.27	[1.15, 3.40]
6	6.23	[5.47, 7.01]	4.42	[3.61, 5.23]
9	8.02	[7.38, 8.67]	6.07	[5.37, 6.76]
12	9.28	[8.50, 10.05]	7.21	[6.39, 8.02]
15	10.00	[8.92, 11.06]	7.86	[6.72, 8.97]

Note. Estimated values and bootstrap 95% CIs for the five event durations.

Main analyses with non-cleaned data

To ensure that the results we reported in the Main Text were not dependent on our inclusion and data cleaning criteria, the two main models described in the Main Text (predicting remembering duration and corrected remembering duration) were fitted on the non-cleaned data (N participants = 71). Results of these supplementary analyses are presented below.

Remembering duration as a function of event duration. As the model fitted with the cleaned data (reported in the Main Text), the model revealed that remembering duration increased non-linearly with event duration (see Table S8, Figure S13). The increase in remembering duration was lower as event duration increased (e.g., the increase in remembering duration between 3 and 6-s events was greater than the one between 12 and 15-s events; see Table S9). The model comparison revealed that a model including both linear and quadratic terms provided a significantly better fit to the data than a simpler model that only included the linear term ($\chi^2(1) = 50.66, p < 0.001$).

Corrected remembering duration as a function of event duration. As the model fitted with the cleaned data (reported in the Main Text), the model revealed that corrected remembering duration increased non-linearly with event duration (see Table S8, Figure S13). The increase in corrected remembering duration was lower as event duration increased (e.g., the increase in remembering duration between 3 and 6-s events was greater than the one between 12 and 15-s events; see Table S9). The model comparison revealed that a model including both linear and quadratic terms provided a significantly better fit to the data than a simpler model that only included the linear term ($\chi^2(1) = 30.44, p < 0.001$).

Table S8*Growth curve analyses (robust linear mixed-effects models; non-cleaned data)*

<i>Predictors</i>	Evolution of remembering duration with event duration				Evolution of corrected remembering duration with event duration			
	β	<i>SE</i>	<i>df</i>	<i>CI</i>	β	<i>SE</i>	<i>df</i>	<i>CI</i>
(Intercept)	8.48	0.39	70.00	7.69 – 9.26	6.21	0.36	70.00	5.50 – 6.93
Linear term	4.78	0.33	70.00	4.13 – 5.43	4.34	0.32	70.00	3.70 – 4.99
Quadratic term	-0.80	0.11	212.00	-1.00 – -0.59	-0.68	0.12	212.00	-0.91 – -0.44
ICC		0.93				0.90		
N		71				71		
Observations		355				355		
Marginal R ²		0.288				0.281		

Note. Coefficients of fixed effects and related inferential statistics.

Table S9

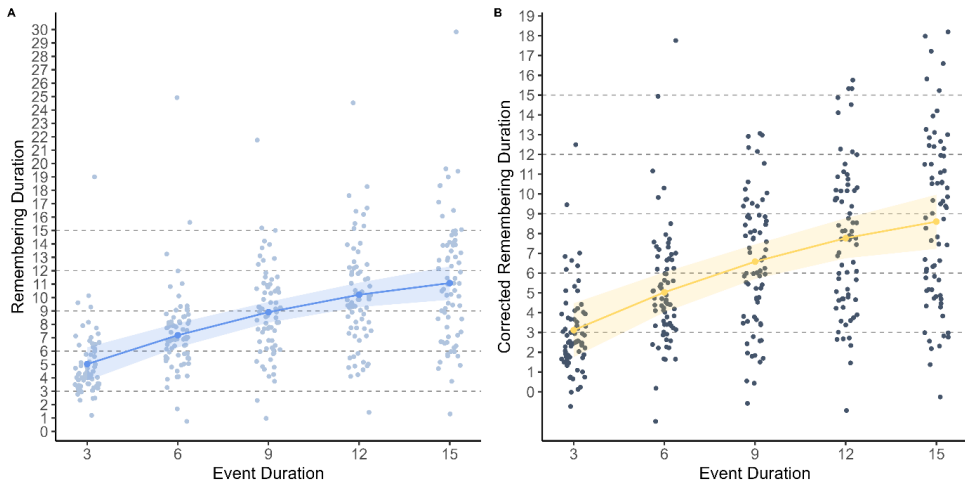
Growth curve analyses (robust linear mixed-effects models): estimates across event durations (non-cleaned data)

Event Duration	Remembering Duration		Corrected Remembering Duration	
	Estimate	95%CI	Estimate	95%CI
3	5.03	[3.79, 6.28]	3.12	[1.75, 4.47]
6	7.18	[6.28, 8.08]	5.03	[4.02, 6.04]
9	8.91	[8.13, 9.67]	6.58	[5.71, 7.45]
12	10.21	[9.29, 11.10]	7.77	[6.75, 8.77]
15	11.08	[9.83, 12.32]	8.60	[7.23, 9.96]

Note. Estimated values and bootstrap 95% CIs for the five event durations.

Figure S13

Evolution of remembering duration and corrected remembering duration as a function of event duration (robust linear mixed-effects model; non-cleaned data)



Note. **A.** The blue-gray dots represent the observed values. Each point corresponds to the average value of a given participant for a given duration. The dark-blue dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration. **B.** The black dots represent the observed values. Each point corresponds to the average remembering duration of a given participant for a given duration. The golden dots and the ribbon surrounding them represent the model estimates and their 95% CIs for each event duration.

R packages

The R project was built with `renv` (version 0.17.3; Ushey & Wickham, 2023). Analyses scripts were written under `rmarkdown` (version 2.25; Xie et al., 2020). Frames were extracted from the videos to construct the stimuli for the initialization task using the packages `av` (version 0.9.0; Ooms, 2022a) and `Magick` (version 2.8.3; Ooms, 2022b).

Data cleaning, formatting and pre-processing were conducted with the packages `dplyr` (version 1.0.10; Wickham et al., 2022), `purrr` (version 0.3.5; Henry & Wickham, 2022) and `tidyr` (version 1.2.1; Wickham & Girlich, 2022). The power analysis for this study was conducted with the help of functions from of R package `simr` (version 1.0.6; Green & MacLeod, 2016; Kumle et al., 2021).

Tables were made with the package `flextable` (version 0.9.1; Gohel & Skintzos, 2023). Figures were made with the packages `ggplot2` (version 3.4.0; Wickham, 2016), `ggribbles` (version 0.5.6; Wilke, 2024), `lattice` (version 0.20-45; Sarkar, 2008), `sjPlot` (version 2.8.11; Lüdtke, 2022), `ggpubr` (version 0.4.0; Lüdtke, 2022) and `corrplot` (version 0.92; Wei & Simko, 2021).

Linear mixed-effects models were fitted with the package `lme4` (`nloptwrap` optimizer; version 1.1.-31; D. Bates et al., 2015). Inferential tests on fixed effects were conducted with the package `lmerTest` (version 3.1.3; Kuznetsova et al., 2017). Bootstrap 95% CIs on estimated marginal means were obtained using the package `ciTools` (version 0.6.1; Haman & Avery, 2020). Model comparisons were conducted with the ANOVA function from the `r base stats` package.

Application conditions of classical linear mixed-effects models were checked with the performance package (`ICC` and `R2s` were computed with this package too; version 0.10.0; Lüdtke et al., 2021). The robust estimation procedure (the `DAStau` procedure) was implemented using the `robustlmm` package (version 3.0-4; Koller, 2016). For robust models, we relied on functions from the packages `parameters` (version 0.19.0; Lüdtke et al., 2020) and `sjstats` (version 0.18.1; Lüdtke, 2021) to compute confidence intervals (*CIs*) and *p*-values (for fixed effects) from standard errors (*SEs*) and *t*-statistics.

Discussion générale

Discussion

Section I : Synthèse des résultats

Nous nous souvenons de nos expériences antérieures sous forme d'une série d'unités d'expérience, chacune représentant un instant de l'épisode passé, qui sont séparés par des discontinuités temporelles (des moments non mémorisés). À cause de ces moments manquants, le temps nécessaire pour rejouer mentalement des événements passés est généralement plus court que leur durée réelle. Ce phénomène est connu sous le nom de compression temporelle en mémoire épisodique (D'Argembeau et al., 2022; Jeunehomme et al., 2018). Fait intéressant, le taux de compression n'est pas constant : certains événements sont mémorisés avec une durée proche de la réalité, tandis que d'autres sont revus mentalement de manière beaucoup plus rapide. Sur la base d'un corpus de recherches récentes, Jeunehomme et D'Argembeau ont proposé un modèle selon lequel la compression temporelle des événements dépend principalement de deux éléments : le nombre et la durée des unités d'expérience qui représentent leur déroulement en mémoire (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020). Selon ce modèle, les unités d'expérience qui composent les souvenirs épisodiques correspondent aux différentes unités porteuses de sens identifiées pendant la perception par le biais du processus de segmentation. Néanmoins, les mécanismes cognitifs qui expliquent comment la structure des événements détermine la proportion de leur déroulement représentée en mémoire (et donc leur compression temporelle) restaient peu clairs. Dans ce travail de thèse, nous avons étudié la possibilité que la capacité limitée de la mémoire de travail puisse être une pièce centrale de ce puzzle. Par ailleurs, les études précédentes s'étaient essentiellement focalisées sur les caractéristiques des événements (notamment leur segmentation) qui impactent le nombre d'unités d'expérience représentant leur déroulement en mémoire. Les facteurs influençant la durée des unités d'expérience (l'autre déterminant majeur de la compression selon le modèle de Jeunehomme et D'Argembeau) n'avaient jusqu'à lors pas fait l'objet d'investigation spécifique. Dans ce travail nous avons commencé à mettre en lumière les processus cognitifs modulant la durée de ces unités d'expérience. L'objectif global de la thèse était de tester la conceptualisation selon laquelle les unités d'expérience qui composent les souvenirs épisodiques seraient construites en mémoire de travail pendant la perception. Nous construirions des modèles mentaux de la situation en cours (des modèles d'événements) en mémoire de travail et ces derniers seraient intégrés à nos souvenirs épisodiques lors de la perception des points de segmentation. La mémoire de travail façonnerait la structure temporelle des souvenirs épisodiques en influençant l'habileté à identifier efficacement les points de segmentation (impactant ainsi le nombre d'unités d'expérience formées) et en déterminant la quantité d'informations pouvant être intégrées dans un même modèle d'événement (influençant ainsi la durée des unités d'expérience).

Dans l'**étude 1**, en adoptant une approche des différences interindividuelles, nous avons montré que la compression temporelle dépend d'une interaction entre la mémoire de travail des individus et la structure des événements mémorisés (le nombre de points de segmentation

typiquement identifiés au sein de leur déroulement). Premièrement, nous avons observé que le nombre d'unités d'expérience remémorées par les participants était plus important et les taux de compression plus faibles pour les événements contenant de nombreux points de segmentation. Ensuite, les capacités de mémoire de travail des individus (évaluées à l'aide de tâches d'empan complexe) étaient négativement associées aux taux de compression temporelle, mais seulement lorsque les événements mémorisés contenaient peu de points de segmentation (c.-à-d. peu de sous-événements). Ce résultat suggère que le rôle de la mémoire de travail dans la construction des souvenirs dépend de la structure des événements à mémoriser. Lorsque les individus doivent se rappeler des événements composés d'un petit nombre de sous-événements longs, des capacités de mémoire de travail élevées permettent de se remémorer du déroulement de l'événement de façon plus complète, réduisant ainsi les taux de compression temporelle. Par contre, la mobilisation de la mémoire de travail semble moins importante lorsque les événements peuvent être plus facilement décomposés en sous-événements. Ces résultats appuient l'idée que la compression temporelle des événements en mémoire épisodique émerge lorsque certains sous-événements à retenir sont trop longs pour être entièrement représentés en mémoire de travail. De manière plus générale, cette étude apporte les premiers éléments en faveur d'une contribution de la mémoire de travail à la compression temporelle des événements de la vie quotidienne en mémoire épisodique.

Dans l'**étude 2**, en utilisant un paradigme de double tâche, nous avons montré que la densité des unités d'expérience formées pour représenter le déroulement des événements passés en mémoire épisodique, et donc leur compression temporelle, dépend à la fois de leur structure (c.-à-d. de la densité des points de segmentation) et des ressources de mémoire de travail disponibles pendant leur perception. Les résultats ont montré que le nombre d'unités d'expérience rappelées par les personnes est plus élevé pour les événements contenant de nombreux points de segmentation, ce qui conduit à un taux de compression temporelle plus faible (le nombre d'unités d'expérience rappelées étant négativement associé aux taux de compression temporelle). De plus, le nombre d'unités d'expérience rappelées était plus faible lorsqu'une tâche concurrente était effectuée pendant la perception des événements, particulièrement pour les événements contenant de nombreux points de segmentation. Ces résultats suggèrent que la structure des événements et la mémoire de travail jouent toutes deux un rôle dans la formation des unités d'expérience qui constituent les souvenirs épisodiques, déterminant ainsi la compression temporelle des événements en mémoire. Plus particulièrement, les résultats supportent l'idée que tirer parti de la structure des événements pour former des représentations mnésiques détaillées de leur déroulement nécessite une certaine disponibilité des ressources de mémoire de travail. Ces résultats mettent en avant l'importance des interrelations entre la mémoire de travail et la segmentation des événements dans la construction des souvenirs et, plus particulièrement, dans la formation des unités d'expérience représentant le déroulement des événements en mémoire.

Dans l'**étude 3**, nous avons évalué si la compression temporelle émerge lorsque des événements continus sont trop longs pour être entièrement maintenus en mémoire de travail. À l'aide d'un nouveau paradigme, nous avons montré que le temps pris par les personnes pour rejouer mentalement les événements augmentait avec leur durée, mais de manière non linéaire.

Le temps de remémoration était proche de la durée réelle des événements pour les événements courts (3-9 s), mais nettement inférieurs pour les événements plus longs (12 et 15 s). Ces résultats montrent que la compression temporelle n'est pas systématique, mais émerge lorsque les événements continus (sans points de segmentation) qui doivent être maintenus en mémoire de travail dépassent une certaine durée. Cela appuie l'idée que la mémoire de travail est limitée dans sa capacité à représenter des événements continus (c.-à-d. à représenter des segments du flux sensoriel). Cette limite pourrait en partie expliquer la présence de discontinuités temporelles au sein des souvenirs. Les événements trop longs pour être entièrement représentés en mémoire de travail ne seraient que partiellement encodés en mémoire épisodique. Notons toutefois que les résultats obtenus dans cette étude pourraient refléter l'opération de mécanismes de compression qui sont déjà à l'œuvre lors de la construction des modèles d'événements en mémoire de travail.

L'**étude 4** apporte de nouveaux éléments sur la manière dont la microstructure du flux perceptif influence sa résolution temporelle en mémoire. Nous avons montré qu'au-delà de leur durée, le nombre d'événements qui doivent être mémorisés ensemble impacte également la résolution temporelle avec laquelle chacun d'eux est représenté en mémoire. Comme dans l'étude 3, nous avons observé que la durée des souvenirs des événements était proche de la réalité pour les événements courts, mais inférieurs pour les événements plus longs (c.-à-d. que la compression temporelle n'était pas systématique, mais survenait sélectivement en fonction de la durée de l'événement). De plus, nous avons mis en évidence que les événements sont rejoués mentalement plus rapidement lorsqu'ils sont perçus au sein d'une séquence de plusieurs événements et que cette diminution de la durée de remémoration était plus prononcée pour les événements longs. Dans l'ensemble, les résultats de cette étude suggèrent que la capacité de la mémoire de travail à représenter les événements de la vie quotidienne est limitée à la fois par le nombre et la durée des événements à maintenir. Plus précisément, nos résultats suggèrent que la compression temporelle des événements résulte à la fois de la limite de capacité de la mémoire de travail à représenter des événements continus et du « *chunking* » de l'information intra-événement. Le déroulement des événements présentés au sein d'une séquence serait « *chunké* » (recodé sous une forme synthétique) afin de permettre la construction d'un modèle d'événement couvrant l'ensemble de la séquence. De plus, nos analyses exploratoires ont révélé que l'augmentation des taux de compression temporelle avec la durée des événements était moins prononcée chez les personnes ayant une imagerie mentale visuelle plus vive. Ce résultat suggère que la capacité à former des images mentales visuelles et la capacité à intégrer le déroulement d'événements continus en mémoire reposent au moins en partie sur des ressources communes (peut-être la mémoire de travail).

Dans l'**étude 5**, nous avons développé une mesure corrigée de la durée de remémoration qui contrôle le temps d'initialisation de la remémoration pour mieux caractériser la capacité de la mémoire de travail à représenter des événements continus. Les résultats ont montré que les événements d'une durée supérieure à 3 secondes étaient remémorés en moins de temps que leur durée réelle. Cela suggère que la mémoire de travail est limitée dans sa capacité à représenter des événements continus, ce qui conduit à l'émergence d'une compression temporelle lorsqu'ils dépassent 3 secondes. Des analyses exploratoires ont en outre révélé que les relectures mentales plus rapides avaient tendance à être jugées moins dynamiques mais pas moins claires par les

individus. Cela suggère que la compression temporelle des événements continus résulte probablement d'un souvenir incomplet du déroulement de l'événement plutôt que d'une relecture mentale complète mais imprécise/peu claire. En résumé, en utilisant une mesure de la durée du souvenir qui prend en compte le temps d'initialisation de la relecture mentale, nous avons clarifié la limite temporelle de la mémoire de travail. Nous avons montré que les événements continus commencent à être comprimés en mémoire de travail lorsque leur durée dépasse 3 secondes. La construction de modèles d'événements représentant des événements d'une durée supérieure à 3 secondes semble impliquer une forme de compression temporelle. Pris ensemble, ces résultats constituent une avancée vers la compréhension de la manière dont le flux sensoriel continu est intégré (ou non) dans les représentations mnésiques. Il est important de souligner que le paradigme développé dans cette étude ouvre de nouvelles perspectives de recherche pour étudier la dynamique temporelle des souvenirs.

Pris ensemble, ces résultats apportent une contribution substantielle à la compréhension du phénomène de compression temporelle en mémoire. Non seulement ils répliquent et enrichissent les résultats antérieurs sur le rôle joué par la segmentation des événements dans la compression temporelle des souvenirs, mais ils permettent également de dégager différents processus qui peuvent être à l'origine des discontinuités au sein des souvenirs. Dans la figure 1 (ci-dessous), nous résumons les mécanismes qui, au regard de nos résultats et les travaux antérieurs sur la structure temporelle des souvenirs, modularaient la proportion du déroulement des événements représentée en mémoire (et donc leur compression temporelle).

Tout d'abord, pendant la perception (partie jaune de la figure), nous segmentons le flux continu de l'expérience en unités porteuses de sens (c.-à-d. des événements et sous-événements ; rectangles orange sur la figure). La perception des points de segmentation (c.-à-d. la sensation que l'événement et/ou le sous-événement en cours se termine et qu'un autre commence) résulterait d'une interaction entre la structure des activités en cours et la mémoire de travail (illustrée sur la figure par les flèches orange à gauche). Certains moments de l'activité susciteraient la perception d'un point de segmentation même lorsque peu de ressources de mémoire de travail sont disponibles (lignes verticales noires sur la figure), tandis que d'autres changements, plus subtils, nécessiteraient une quantité importante de ressources de mémoire de travail pour être identifiés (lignes verticales gris clair sur la figure).

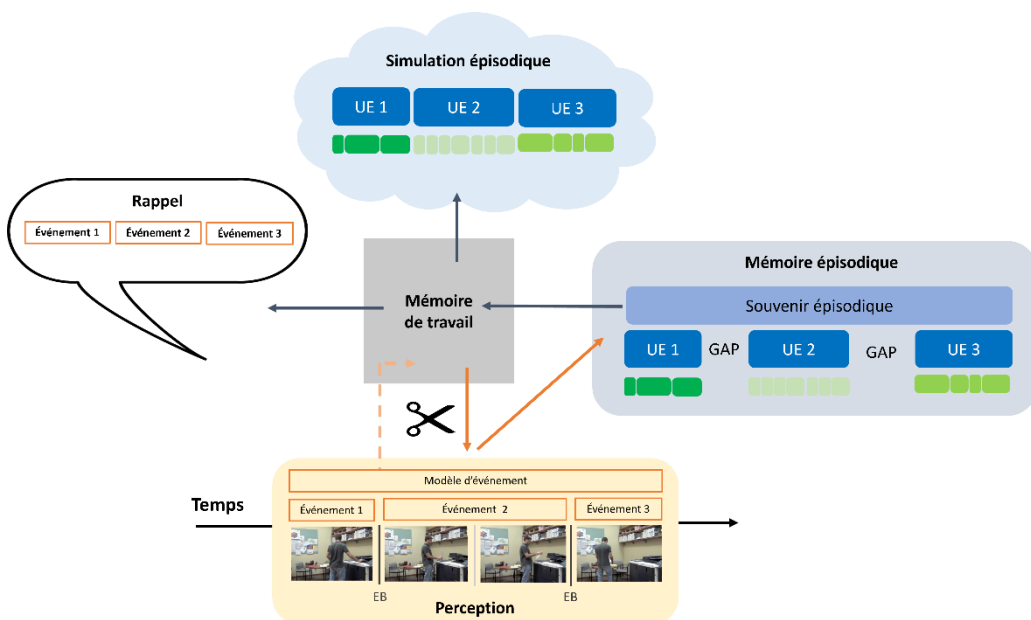
Les unités porteuses de sens identifiées par ce processus de segmentation seraient continuellement intégrées en mémoire à long terme (flèche orange à droite sur la figure) pour former des unités d'expérience, les éléments de base de nos souvenirs épisodiques (illustrées par les rectangles bleus foncés sur la figure). Plus particulièrement, les unités d'expérience seraient construites en mémoire de travail puis transférées en mémoire épisodique lors de la perception des points de segmentation. Les représentations mnésiques créées via ce processus serviraient de base à la remémoration des événements passés (partie supérieure et partie gauche de la figure).

La proportion d'une expérience passée effectivement représentée en mémoire épisodique dépendrait du nombre et de la durée des unités d'expérience formées durant sa perception. En

raison de la capacité limitée de la mémoire de travail en ce qui concerne l'identification des points de segmentation et le maintien des événements continus, certaines parties des expériences passées ne seraient pas intégrées en mémoire épisodique. Ces moments constitueraient donc des discontinuités temporelles au sein des souvenirs de l'expérience passée (inscriptions « GAP » sur la figure), ces dernières seraient (du moins en partie) responsables du phénomène de compression temporelle.

Figure 1

Mécanismes potentiellement impliqués dans la compression temporelle des souvenirs



Note. UE : unité d'expérience. GAP : discontinuité temporelle. EB : event boundary. Les parties vertes sous chaque unité d'expérience représentent leur aspect quasi-expérientiel (perceptivo sensoriel). La profondeur de la teinte des rectangles verts illustre différents niveaux de clarté (plus la couleur est foncée, plus la clarté est élevée).

Section II : La capacité limitée de la mémoire de travail pour les événements continus

A. *La mémoire de travail, une voie d'accès vers la mémoire à long terme ?*

Au travers de nos études, nous avons mis en évidence une limite au niveau de la capacité de la mémoire de travail à représenter des éléments continus. Bien que nous n'ayons pas testé directement cet aspect, nous faisons le postulat que les événements qui, en raison de leur longueur, ne peuvent pas être entièrement maintenus en mémoire de travail sont encodés en mémoire épisodique de façon incomplète (donnant ainsi lieu à des discontinuités temporelles au sein des souvenirs). Cette proposition converge avec de nombreux travaux suggérant que la mémoire de travail agit comme un « goulot d'étranglement » lors de formation des souvenirs épisodiques (p. ex., Forsberg et al., 2021; Fukuda & Vogel, 2019). Selon ce point de vue, la quantité d'informations pouvant être encodées en mémoire à long terme dépendrait de la quantité d'informations pouvant être maintenue en mémoire de travail. La mémoire de travail serait donc en quelque sorte une voie d'accès pour l'information vers les souvenirs à long terme. Plus particulièrement, dans une étude récente de Greene et al. (2024), les participants ont dû encoder des ensembles de deux ou six objets familiers (p. ex., des fruits, des clés, des ustensiles de toilette, etc.) puis réaliser des tests de reconnaissance immédiate et différée. Les résultats ont confirmé que lorsque la quantité d'informations à encoder dépassait la capacité de la mémoire de travail (six objets), les participants avaient de moins bonnes performances lors du rappel différé comparées à celles pour des ensembles plus petits (deux objets), à la fois au niveau des détails perceptuels spécifiques et du « gist » des objets. Ces résultats suggèrent que la limite imposée par la capacité restreinte de la mémoire de travail à la quantité d'informations pouvant être subséquentement récupérée en mémoire à long terme s'applique tant au « gist » des épisodes passés (c.-à-d. l'essence ou la signification principale, comme les caractéristiques sémantiques/conceptuelles) qu'aux caractéristiques perceptives telles que la couleur d'un objet.

Vus à travers ce prisme, nos résultats suggèrent que la mémoire de travail pourrait constituer un « goulot d'étranglement » également en ce qui concerne la résolution temporelle des souvenirs formés en mémoire à long terme. La mémoire de travail pourrait se concevoir comme une voie d'accès restreinte vers la mémoire épisodique. La nature exacte de cette restriction reste cependant à établir. Notamment, se pose la question de savoir si c'est la durée pendant laquelle le flux sensoriel peut être intégré de façon ininterrompue qui est limitée en tant que telle ou bien si la limite concerne davantage la quantité d'informations sensorielles pouvant être maintenues. Dans ce contexte, il serait intéressant de tester si l'effet de la durée sur la compression peut s'expliquer (du moins en partie) par une limite au niveau de la quantité d'informations sensorielles pouvant être maintenues en mémoire de travail. Pour cela, nous pourrions répliquer nos études en incluant une estimation de la richesse sensorielle de chaque stimulus (Durmus, 2020).

B. Apports de nos travaux et perspectives futures d'un point de vue méthodologique

La plupart des expériences en laboratoire qui évaluent les capacités de mémoire de travail visuelle tendent à imposer des contraintes artificielles comme des situations où les indices mémoriels sont limités ou sujets à des interférences. Cela augmente le « bruit » dans les représentations mnésiques et peut fausser notre perception des capacités réelles de la mémoire de travail (Brady et al., 2024; Fanuel et al., 2020). Selon certains auteurs, en dépit de leur large utilisation et des avancées significatives qu'elles ont permises, ces tâches ne reflètent pas toujours très fidèlement l'utilisation de la mémoire dans des situations réelles. Notamment, dans des contextes de vie réelle, la mémoire visuelle porte sur des objets et des scènes familières et porteuses de sens. Cette signification de l'information améliore la mémoire en s'appuyant sur des niveaux hiérarchiques de traitement visuel où les caractéristiques perceptuelles sont renforcées par des informations conceptuelles plus abstraites (Brady et al., 2024). De plus, la complexité des stimuli, en ajoutant des informations relationnelles, aide à organiser l'information (à l'instar des connaissances antérieures ; Brady et al., 2024). En ce qui concerne ces différents aspects, les stimuli que nous avons utilisés surpassent les items « sur-simplifiés » souvent utilisés dans les tâches de mémoire de travail tels que des formes colorées, des chiffres, des mots, etc. Par ailleurs, comprendre les activités dépeintes par des stimuli réalistes, tels que les nôtres, exige de l'attention, une compréhension active et l'intégration d'informations sur plusieurs échelles de temps. Ce type de stimuli complexes et dynamiques constituent ainsi une bonne approximation de nos expériences de la vie quotidienne (Sonkusare et al., 2019).

Malgré leur utilisation croissante dans l'étude de la mémoire épisodique et de la cognition des événements (Jääskeläinen et al., 2021; Sonkusare et al., 2019), les stimuli vidéo (et autres stimuli dits « réalistes » ; Sonkusare et al., 2019) restent relativement peu utilisés dans des tâches de mémoire de travail. Avec le paradigme que nous avons développé, nous avons pu commencer à mettre en lumière la façon dont la capacité limitée de la mémoire de travail pourrait modeler la structure des souvenirs que nous formons pendant nos expériences de la vie de tous les jours. Cependant, bien qu'ils soient probablement plus écologiques que les stimuli des tâches « classiques » de mémoire de travail et de mémoire épisodique (p. ex., formes, mots, images, etc.), nos stimuli vidéo n'en restent pas moins des stimuli de laboratoire dénués d'un certain nombre de caractéristiques présentes durant nos expériences de vie réelle. Notamment, les scènes dépeintes étaient assez communes, banales, pas vraiment émotionnelles, il y a également peu de chance qu'elles aient été réellement pertinentes pour les buts à court et moyen terme des individus.

Par ailleurs, certains travaux récents ont montré que, dans des situations de vie réelle, les individus semblent limiter l'utilisation de leur mémoire de travail, car y avoir recours est coûteux en termes de ressources cognitives. Par exemple, dans une tâche où ils doivent sélectionner certains objets spécifiques parmi un ensemble puis les déplacer, les participants mémorisent souvent une seule caractéristique des objets, bien en deçà des capacités estimées dans des conditions de laboratoire (Draschkow et al., 2021; J. Williams & Störmer, 2021). Cependant, lorsqu'une tâche devient plus complexe, avec un effort locomoteur accru, les individus

augmentent leur utilisation de la mémoire de travail. Cela montre une flexibilité dans l'utilisation de la mémoire en fonction des exigences de la tâche, tout en essayant de minimiser l'effort mémoriel (Draschkow et al., 2021; J. Williams & Störmer, 2021).

Nos résultats mériteraient dès lors d'être répliqués avec un paradigme centré sur la remémoration des souvenirs de vie réelle. Une telle entreprise s'avèrerait probablement compliquée avec une approche centrée sur les différences interindividuelles (en raison d'importante variabilité au niveau de ce qui est perçu par les différents participants dans ce type de paradigme). L'approche de « manipulation des événements » serait également compliquée à implémenter dans un contexte de vie réelle. Il serait en effet difficile, voire impossible, de contrôler précisément la microstructure des événements remémorés (nombre et durée des sous-événements). Néanmoins, de façon réaliste, nous pourrions envisager d'investiguer cette question avec une approche de type double-tâche. Les participants pourraient en effet réaliser une tâche concurrente mobilisant leur mémoire de travail tout en étant engagé dans différentes activités de la vie quotidienne. Un paradigme similaire a d'ailleurs été précédemment employé par Garden et ses collaborateurs (2002). Ces derniers ont étudié le rôle de la mémoire de travail dans l'apprentissage et la récupération d'itinéraires à travers deux expériences utilisant des techniques de double tâche (voir chapitre IV de l'introduction théorique). Dans une de ces expériences, les participants devaient suivre l'expérimentateur à travers les rues d'un centre-ville en réalisant, pour certains, une tâche concurrente mobilisant la mémoire de travail. La récupération consistait à parcourir le même itinéraire, tandis que l'expérimentateur suivait et notait les erreurs. Afin d'encourager les participants à réaliser les tâches concurrentes, leurs performances étaient enregistrées. Certains participants devaient effectuer une suppression articulaire pendant la navigation (ceux-ci portaient un magnétophone portable avec un micro à pince). D'autres participants, réalisant une *spatial tapping task*, avaient un ordinateur portable dans un sac à dos, relié à un clavier qu'ils tenaient dans leur main non dominante (afin de ne pas regarder le clavier). Avec ce dispositif, les auteurs ont pu reproduire l'effet délétère des tâches concurrentes précédemment observé lors d'une tâche d'apprentissage d'itinéraire réalisée en laboratoire (Garden et al., 2002). Un paradigme semblable pourrait être employé pour étudier le rôle de la mémoire de travail dans l'encodage en mémoire de la structure temporelle des événements de la vie quotidienne.

Section III : Présent subjectif, mémoire de travail et unités d'expérience

De nombreux travaux issus de la littérature en philosophie, psychologie et neurosciences sur la conscience du temps suggèrent qu'une des fonctions principales de notre système perceptif est de découper le flux sensoriel continu en objets et événements porteurs de sens. Cela nécessiterait l'intégration des stimuli sensoriels temporellement adjacents en percepts cohérents (Block et al., 2018 ; Fairhall et al., 2014 ; Wittmann, 2016). Ce processus d'intégration aurait lieu à plusieurs échelles temporelles en parallèle (il existerait différentes fenêtres d'intégration temporelle ; Montemayor & Wittmann, 2014). Des études suggèrent que les fenêtres d'intégration temporelle de 2 à 3 secondes (environ) seraient d'une importance particulière pour différents aspects de la cognition (Block & Gruber, 2014 ; Block et al., 2018 ; Fairhall et al., 2014 ; Gruber & Block, 2013 ; Pöppel, 1997). L'intégration des stimuli sensoriels survenant à moins de 3 secondes les uns des autres sous-tendrait, entre autres, la perception de phénomènes complexes (et fondamentaux) tels que le mouvement. Elle serait également essentielle pour des tâches telles que la lecture, la compréhension de la parole ou encore l'appréciation de la musique (Pöppel, 1997 ; Wittmann, 2016). De façon importante, elle sous-tendrait l'expérience consciente du présent. Les unités perceptives de trois secondes formées grâce à cette fenêtre d'intégration correspondraient à notre « présent subjectif » (ce dernier ne serait donc pas un instant fugace et unique, mais plutôt un intervalle temporel étendu ; Wittmann, 2016). Le flux de notre conscience serait une suite ininterrompue de ces moments de présent subjectif (*a moving frame of nowness* ; Wittmann, 2016)⁴⁶.

Cependant, ces unités perceptives de base ne suffisent pas pour sous-tendre des processus cognitifs plus complexes, comme la conscience d'une agentivité ou la planification d'actions. Dans ce contexte, la mémoire de travail permettrait l'intégration de plusieurs de ces unités de base en un tout cohérent, créant un sentiment de « ici et maintenant » qui s'étend sur des périodes plus longues (Montemayor & Wittmann, 2014 ; Wittmann, 2016). Cet horizon temporel plus large permettrait l'instanciation de souvenirs autobiographiques et servirait de plateforme au soi narratif (Montemayor & Wittmann, 2014).

En raison des capacités restreintes de la mémoire de travail, cette seconde fenêtre d'intégration, bien que plus large, serait également limitée. Bien que cette limite reste peu claire, il a été suggéré, sur base de travaux sur l'oubli en mémoire à court terme (J. Brown, 1958; Peterson & Peterson, 1959; Ricker et al., 2016; Rubin & Wenzel, 1996), qu'elle se situerait aux alentours de 12 secondes (Wittmann, 2016). Cet ordre de durées fait sens au regard de certaines études ayant montré que des patients présentant des lésions du lobe temporal médian peuvent conserver la capacité de retenir des informations visuelles complexes pendant des délais allant jusqu'à 10 secondes (Jenison & Squire, 2012).

⁴⁶ Voir également Stern (2004).

De façon cohérente avec cette littérature, nos résultats ont montré que la compression temporelle pour les événements continus émerge lorsque ces derniers durent plus de 3 secondes (lorsqu'ils sont constitués de plus d'une unité perceptive de base). Nos travaux suggèrent également que, même si cela implique une compression temporelle, nous sommes capables d'intégrer plusieurs unités perceptuelles de base en mémoire de travail afin de créer des modèles mentaux couvrant des périodes de plus de 3 secondes (dans nos différentes études, la durée de relecture mentale des événements continuait d'augmenter avec leur durée même lorsqu'ils étaient plus longs que 3 secondes). De plus, l'augmentation de la durée de remémoration avec la durée des événements était systématiquement plus faible entre 9 et 15 secondes qu'entre 3 et 9 secondes ; cela suggère l'existence d'une limite au niveau du nombre d'unités perceptives de base pouvant être intégrées en mémoire de travail, même sous forme comprimée. La valeur précise de cette limite reste toutefois indéterminée. Un premier pas vers la caractérisation de cette limite consisterait à évaluer à partir de quelle durée, en l'absence de point de segmentation, le temps de relecture mentale cesse complètement d'augmenter avec la durée des événements (si tant est qu'un tel point de basculement existe).

Section IV : La durée des unités d'expérience

Les événements passés sont rejoués mentalement sous la forme d'une suite d'unités d'expérience. Conceptuellement, ces unités correspondraient aux éléments épisodiques du modèle de Conway et de ses collaborateurs (M.A. Conway, 2009). Selon Conway (2009), les éléments épisodiques représentant des moments d'expérience essentiellement sous forme d'images visuelles ne sont pas statiques comme de simples images. Ils seraient plutôt des représentations temporellement étendues ayant un déroulement interne. Ils représenteraient des moments (ou des résumés de moments) d'expérience (particulièrement des moments d'expérience consciente ; Moscovitch, 1995).

Cependant, un point central qui reste peu clair est la durée typique des éléments épisodiques ou des unités d'expérience qui constituent les souvenirs. Nous pourrions considérer les éléments épisodiques comme les représentations en mémoire des différentes unités perceptives de base constituant le flux de notre conscience (notion développée dans la section III de cette discussion générale). Selon cette perspective, leur durée devrait se situer aux alentours de 3 secondes. Dans les deux premières études de cette thèse, nous avons estimé la durée des unités d'expériences remémorées par les participants en divisant le temps pris par ces derniers pour se remémorer un événement par le nombre d'unités d'expérience qu'ils rappelaient pour ce même événement (voir Table 1). Afin de mettre cette estimation en perspective avec d'autres sources, nous avons calculé un indice similaire sur base des données de Folville et al.(2020), de Leroy, (2020) et de Jeunehomme et D'Argembeau (2019). Dans la première étude (Folville et al., 2020), les participants devaient rejouer mentalement des segments d'un parcours qu'ils venaient de réaliser dans le centre-ville de Liège (Belgique). Il y avait deux groupes de participants (jeunes et âgés). Le parcours comprenait plusieurs actions et plusieurs déplacements. Dans la seconde (Leroy, 2020), les participants devaient se remémorer le déroulement de vidéos similaires à celles

utilisées dans les études 1 et 2 de ce projet. Pour une description de l'étude de Jeunehomme et D'Argembeau (2019), voir le chapitre II (section II) de l'introduction théorique. À travers ces différentes études, la durée médiane des unités d'expérience était située, environ, entre 1,5 et 4,5 secondes (voir Table 1).

Table 1

Durée des unités d'expériences rappelées dans différentes études sur la compression temporelle.

			<i>Moyenne</i>	<i>SD</i>	<i>Q1</i>	<i>Médiane</i>	<i>Q3</i>
Étude 1 de ce projet	Expérience 1	EB+	2,78	2,41	1,43	2,2	3,33
		EB-	2,99	2,22	1,59	2,5	3,81
	Expérience 2	EB+	2,40	2,17	1,24	1,93	2,88
		EB-	5,42	7,48	1,74	3,20	6,16
Étude 2 de ce projet	Étude pilote	EB+	2,03	1,14	1,25	1,71	2,5
		EB-	2,43	2,29	1,32	1,94	2,74
	Étude principale	EB+	2,6	1,43	1,21	1,73	2,58
		EB-	2,77	1,94	1,46	2,37	3,44
Folville et al 2020	Actions		2,09	1,71	1,04	1,86	2,79
	Déplacements		2,45	1,88	1,19	1,96	3,01
Leroy 2020	30 s	EB+	4,15	3,27	2,14	3,20	4,89
		EB-	5,39	4,03	2,79	4,44	6,58
	60 s	EB+	3,50	1,95	2,12	3,17	4,44
		EB-	4,47	3,66	2,17	3,6	5,52
Jeunehomme et D'Argembeau, 2019	Actions		2,39	1,68	1,18	2,80	3,01
	Déplacements		4,21	3,49	1,86	3,48	4,66
	Attente		3,04	2,01	1,68	2,32	3,60

Note. Folville et al.(2020) : pour les sujets jeunes et âgés (sans distinction) en tenant compte du type d'essai (action dirigée vers un but vs déplacement spatial), données disponibles en ligne (<https://osf.io/sdhqf/>). Étude 2 : valeurs calculées pour les essais sans tâches concurrentes.

Les valeurs rapportées dans la table 1 peuvent, au premier abord, sembler intrigantes au regard des résultats que nous avons obtenus dans les études 3, 4 et 5. Dans ces études, nous avons demandé à nos participants de rejouer mentalement des événements continus (des événements sans points de segmentation) de différentes longueurs (de 3 à 15 secondes). Cela nous a permis de mettre en évidence que les individus sont capables de construire des modèles d'événement plus complexes que de simples unités perceptives de base de 3 secondes, même si la formation de ces derniers implique une forme de compression temporelle. En effet, à travers ces études,

nous avons observé que la durée de remémoration des participants continuait d'augmenter avec la durée réelle des événements même lorsque ceux-ci étaient temporellement comprimés. Ainsi, les durées de remémoration moyennes pour les événements de 15 secondes pouvaient atteindre 10-12 secondes, lorsque le temps d'initialisation n'était pas pris en compte, et 7-8 secondes lorsque le temps d'initialisation était pris en compte. Il semble donc y avoir une différence entre la durée des modèles d'événements pouvant être construits en mémoire de travail et la durée des unités d'expérience rejouées mentalement lorsqu'on se remémore un événement de la vie quotidienne (plus long, complexe et organisé hiérarchiquement). Cette différence pourrait s'expliquer de plusieurs façons.

Une possibilité serait que, la plupart du temps, les plus petites unités porteuses de sens composant le déroulement des activités de la vie quotidienne sont de l'ordre de 1,5 à 4,5 secondes. Le temps moyen de remémoration des unités d'expériences correspondrait donc à la durée réelle des moments passés qu'elles représentent. Dans ce cas de figure, les moments remémorés le seraient de façon proche de la réalité et la compression temporelle résulterait uniquement du fait que certains événements n'étaient pas représentés en mémoire. Dans la majorité des études mentionnées dans la Table 1, nous ne connaissons pas avec précision la durée réelle des moments/actions correspondant aux unités rappelées. Il est donc possible que dans ces études, en moyenne, les unités rappelées correspondaient à des moments/actions ayant duré environ 1,5 à 4,5 secondes dans la réalité. Cependant, ce raisonnement ne peut pas s'appliquer à la quatrième étude mentionnée. Dans le cadre de cette étude non publiée (un travail de fin d'études; Leroy, 2020), les participants devaient se souvenir de vidéos montrant des activités de la vie quotidienne (p. ex., préparer le petit déjeuner, monter une tente, etc.), d'abord mentalement, puis oralement. Le système de cotation utilisé nous permettait de lier les unités rappelées par les participants aux différentes actions dépeintes dans la vidéo, nous connaissions la durée de chacune d'elles. Les unités identifiées dans les descriptions des participants correspondaient à des actions ayant durées, en moyenne, 6,94 secondes dans les films originaux. Or, la durée de remémoration moyenne par unité d'expérience était de 4,38 secondes. Ce pattern soutient l'idée que, lors du rappel d'un événement, une partie au moins des unités d'expérience remémorées sont temporellement comprimées.

Dans l'étude 5 de ce projet, la durée de remémoration corrigée estimée pour les événements de 6 secondes était de 4,40 secondes, 95% CI [3,72 -5,16]. La proximité entre cette valeur et celles décrites ci-dessus constitue également un support en faveur des idées suivantes : 1) la compression temporelle des événements en mémoire résulte non seulement du fait que certains sous-événements sont absents de la représentation mnésique (ne sont pas représentés par des unités d'expérience), mais également du fait que certaines unités sont elles-mêmes temporellement comprimées ; 2) la compression temporelle des unités d'expérience pourrait résulter de la manière dont elles sont construites en mémoire de travail pendant la perception. La limite temporelle de la mémoire de travail dans la représentation des événements continus pourrait restreindre la durée des événements qui peuvent être intégrés en mémoire sans perte d'informations. Néanmoins, il est probable que la résolution temporelle avec laquelle les unités

d'expérience sont mémorisées (l'exhaustivité avec laquelle l'information intra-événement est représentée en mémoire) dépende également d'autres facteurs.

Une possibilité serait que les événements fins – les plus petites unités de sens identifiées par les individus pendant la perception – ne soient pas encodés directement en mémoire épisodique. Ces derniers seraient combinés – *chunkés* – afin de construire des modèles d'événement plus complexes. Ils seraient ensuite encodés en mémoire épisodique (sous la forme de séquences d'unités d'expérience). Ce processus d'intégration impliquerait une compression de l'information intra-événement (du déroulement de chaque événement individuel). Les résultats obtenus dans l'étude 4 de ce projet suggèrent qu'un tel mécanisme joue en effet un rôle. Pour rappel, dans cette étude, nous avons mis en évidence que la compression temporelle avec laquelle les événements continus sont remémorés est plus importante lorsqu'ils ont été perçus au sein d'une séquence d'événements du même niveau de spécificité.

Une autre possibilité serait que la résolution temporelle des unités d'expérience diminue avec le délai de remémoration. Nous avons investigué cette question dans une étude non publiée (<https://osf.io/sxrw2>; voir Annexe 1 pour plus de détails). Dans cette dernière, les participants ont dû réaliser la même tâche de relecture mentale que dans l'étude 3 du présent projet, à ceci près que, pour la moitié des essais, la remémoration mentale ne devait pas s'effectuer immédiatement, mais après un délai de 15 secondes occupé par une tâche distractive (compter à rebours par 3). La tâche comportait 50 essais (25 pour le rappel immédiat et 25 pour le rappel différé), c'est-à-dire deux fois plus que dans l'étude 3. De façon inattendue, nous avons observé que, pour l'ensemble des durées d'événement, la durée de relecture mentale était environ 1 seconde plus longue pour le rappel différé comparé au rappel immédiat (voir Table 2). Par ailleurs, pour l'ensemble des durées d'événement, les durées de remémoration moyennes observées étaient supérieures à celles obtenues dans les études 3, 4 et 5 du présent projet. Lorsque, à la fin de l'expérience, les participants étaient interrogés sur les éventuelles difficultés qu'ils auraient rencontrées pendant la réalisation de la tâche, un grand nombre d'entre eux rapportait que se remémorer les vidéos après la tâche distractive leur avait demandé un effort considérable. Il a également été rapporté à de nombreuses reprises que la tâche était trop longue, étant donnée la concertation nécessaire pour rejouer mentalement le déroulement des événements.

Table 2

Évolution de la durée de remémoration d'événements continus en fonction de leur durée et de la condition de rappel (immédiat vs. différé)

	Remémoration immédiate			Remémoration différée		
	<i>Q1</i>	<i>Médiane</i>	<i>Q3</i>	<i>Q1</i>	<i>Médiane</i>	<i>Q3</i>
3 s	3,34	4,22	5,07	4,01	5,14	6,23
6 s	6,20	7,40	9,06	6,93	8,79	10,72
9 s	8,38	10,13	12,20	8,69	11,12	13,78
12 s	9,7	12,14	14,40	9,8	13,26	16,09
15 s	10,91	14,06	17,02	11,00	15,19	18,45

Note. Données complètes disponibles sur osf.io/f783e.

La manière dont le délai de remémoration impacte la résolution temporelle des unités d'expérience reste donc peu claire. Cependant, il semble que le temps pris pour rejouer mentalement des unités d'expérience — pour se remémorer des événements continus — dépend de facteurs situationnels, du contexte de charge cognitive dans lequel se trouvent les individus pendant la perception/la remémoration des événements. Plus particulièrement, la durée de remémoration des unités d'expérience pourrait augmenter avec la charge cognitive. Cela fait écho aux résultats de l'étude 2 dans laquelle nous avons observé une tendance similaire. Un défi pour les études futures sera d'arriver à contrôler ce facteur confondant. Plus précisément, un travail important consistera à démêler quelle part, dans la durée de remémoration des unités d'expérience, s'explique par leur contenu (la quantité d'informations qu'elles contiennent, la durée du flux sensoriel qui est représenté en leur sein) et quelle part s'explique par des variations au niveau du temps nécessaire pour rejouer mentalement ce contenu (en raison de facteurs situationnels tels que la charge cognitive)⁴⁷. Par ailleurs, les durées de remémoration plus

⁴⁷ D'un point de vue méthodologique, un autre aspect serait utile à prendre en compte à l'avenir. Dans nos différentes études, le nombre d'unités d'expérience remémorées par les participants était calculé sur base de leur description écrite (ou verbale) de leur relecture mentale. Il est possible que de temps à autre, certains participants ne décrivaient pas les événements avec le même niveau de finesse que celui avec lequel ils se l'étaient rejoué mentalement. Par exemple, pour une remémoration mentale ayant durée 12 secondes, un participant aurait pu rappeler ceci « l'homme a rangé puis il est parti ». Il a donc rappelé deux unités, la durée de remémoration estimée par unité est de 6 secondes. Malgré ce descriptif, il aurait pu, en réalité, durant sa relecture mentale, revoir distinctement l'acteur pousser la première chaise sous la table, puis la deuxième puis la troisième avant de quitter la pièce. Il aurait donc rejoué mentalement 4 unités, il a donc en réalité pris trois secondes par unité. Il convient toutefois de noter que les participants avaient pour consigne explicite de décrire le contenu de leur relecture mentale (et non de la vidéo en tant que telle).

importantes pour les événements rejoués mentalement après un délai (Table 2) pourraient résulter d'une augmentation du temps d'accès à la trace mnésique. Au regard des données synthétisées dans la Table 2, le temps nécessaire pour accéder à la trace mnésique – pour initialiser la relecture mentale – apparaît comme un facteur important à prendre en compte dans l'étude de la compression temporelle des souvenirs (comme nous l'avons fait dans l'étude 5 de ce projet).

Différents aspects des données collectées pendant cette thèse suggèrent toutefois qu'il est fort peu probable que des facteurs confondants de cette nature puissent entièrement expliquer les différents effets que nous avons observés au niveau de la durée des unités d'expérience mémorées. Premièrement, dans l'étude 1, nous avons observé une association positive entre les capacités de mémoire de travail des individus et le temps qu'ils prenaient pour rejouer mentalement les unités d'expérience. Or, il semble peu probable que les personnes avec de meilleures capacités de mémoire de travail éprouvent plus de difficulté à se remémorer les unités d'expérience. Ensuite, dans l'étude 5, nous avons mis en évidence une association positive entre le temps pris par les participants pour rejouer mentalement des événements continus et le niveau de dynamisme de leurs souvenirs de ces événements. Or, si les événements sont rejoués mentalement en plus de temps du fait que leur trace mnésique est dégradée, ils doivent être plus difficiles à rejouer mentalement ou demander plus de temps pour être récupérés en mémoire. Il serait donc surprenant que leur remémoration soit jugée comme plus dynamique.

Section V : Durée des souvenirs et souvenirs des durées

Comme mentionné dans la discussion de l'étude 3, il est possible que nos capacités à rejouer mentalement le déroulement des événements passés et à juger ou reproduire des durées reposent en partie sur des mécanismes communs. Ce chevauchement pourrait expliquer la similitude entre l'influence de différents facteurs sur, d'une part, les jugements et reproductions de durée et, d'autre part, la durée de la relecture mentale des événements. Il en sera question dans cette section.

A. *Durée perçue et durée remémorée*

Il est possible qu'il existe certains recouvrements entre les processus cognitifs sous-tendant la formation et la relecture mentale des unités d'expérience et ceux impliqués dans le traitement des durées. Le traitement des durées peut être évaluée à l'aide de tâches d'estimation, de production, de comparaison ou de reproduction de durées (Hinault et al., 2023). Les études s'intéressant au traitement de la durée sont souvent divisées en deux catégories (Block & Zakay, 1997) : celles utilisant un paradigme prospectif (où les participants savent à l'avance qu'ils devront estimer ou reproduire une durée) et celles basées sur un paradigme rétrospectif (où la tâche de reproduction de la durée survient de manière inattendue). Les paradigmes prospectifs permettraient d'évaluer la durée expérimentée (*experienced duration*) tandis que les paradigmes rétrospectifs évalueraient la durée remémorée (*remembered duration*; Block & Zakay, 1997). Néanmoins, que ce soit dans le cadre d'un paradigme prospectif (Dutke, 2005) ou rétrospectif (Y. Wang & Gennari, 2019), il a été suggéré que la reproduction de la durée reposerait sur la simulation mentale d'un modèle dynamique de l'intervalle de temps ciblé, construit lors de la

perception de cet intervalle. La précision de la reproduction dépendrait donc de la correspondance entre ce modèle mental et l'intervalle cible (Block & Reed, 1978; Block & Zakay, 1997; Boltz, 1995)⁴⁸. Les mécanismes cognitifs responsables de la construction de ces modèles mentaux pourraient présenter certaines similitudes avec ceux sous-tendant la construction des unités d'expérience en mémoire.

Les mécanismes supposés sous-tendre la formation des modèles mentaux sur lesquels se basent les jugements et reproductions de durée est un des éléments distinguant le traitement de la durée dans un contexte prospectif vs. rétrospectif. La précision de la reproduction d'une durée dans un paradigme prospectif est généralement associée aux processus attentionnels et à la quantité de ressources allouées au suivi du temps pendant la perception de l'intervalle cible (pour une revue, voir Allman et al., 2014). Certains modèles majeurs dans ce domaine ont proposé l'idée d'un « pacemaker mental » produisant des impulsions à une fréquence particulière, modulée par l'état d'éveil de l'organisme. L'attention au temps serait nécessaire pour permettre à ces impulsions d'être intégrées en mémoire de travail, et ainsi de former une représentation de la durée. Si l'attention se détourne des informations temporelles, le nombre d'impulsions intégrées en mémoire de travail serait réduit, entraînant des lacunes dans la représentation mnésique de la durée et, par conséquent, une reproduction plus courte de la durée (Block & Zakay, 1997; Gibbon et al., 1984). En revanche, dans un paradigme rétrospectif, l'absence d'attention portée au passage du temps entraîne une absence d'information temporelle (les impulsions n'ayant pas été comptées). La précision de la reproduction rétrospective de la durée dépendrait alors de 1) la quantité d'informations non temporelles encodées et stockées en mémoire pour l'événement cible⁴⁹, et 2) des différents aspects de sa structure qui influencent la quantité d'informations encodées en mémoire pour représenter son déroulement (p. ex., le nombre de sous-événements qu'il contient ; Block & Reed, 1978; Block & Zakay, 1997; Faber & Gennari, 2015; Y. Wang & Gennari, 2019). En résumé, la différence entre les paradigmes prospectifs et rétrospectifs résiderait essentiellement dans l'orientation de l'attention pendant la perception : dans le premier cas, elle est dirigée vers l'aspect temporel, tandis que dans le second, ce n'est pas le cas. Ainsi, la tâche utilisée dans notre étude se rapproche davantage d'un paradigme rétrospectif, puisque les participants ne devaient pas se concentrer sur l'écoulement du temps⁵⁰ mais sur ce qui se déroulait dans la vidéo.

⁴⁸ Bien entendu, cette approche implique également une influence des conditions de rappel (Dutke, 2005).

⁴⁹ Par nature, un intervalle temporel passé est délimité, il possède un début et une fin et constitue une unité perceptuelle discrétisée par notre système cognitif à partir du flux continu de l'expérience. D'une certaine manière, on peut le considérer comme un événement (qu'il s'agisse d'un écran blanc délimité par deux sons, ou d'un segment de film). La différence porte plutôt sur le contenu de l'intervalle et non sur sa nature « événementielle ».

⁵⁰ On pourrait donc suggérer que nos participants ont traité la tâche de répétition mentale comme une tâche de reproduction de la durée. Cependant, nos consignes n'allaient pas dans ce sens. L'expérimentateur présent pendant l'expérience insistait beaucoup sur la définition de « rejouer mentalement » et donnait des exemples (p. ex., vous devez revisualiser le déroulement complet de la vidéo dans votre esprit, comme si vous veniez

B. Mémoire des durées et mémoire des événements : similarités méthodologiques et théoriques

Selon certains auteurs, les jugements rétrospectifs reflètent mieux la manière dont nous traitons l'information temporelle dans notre vie quotidienne (c.-à-d. sans chercher à traiter explicitement la durée des événements ; Balci et al., 2023). Typiquement, dans les études utilisant des tâches de reproduction de durée dans un contexte d'estimation rétrospective, les participants doivent reproduire un intervalle de temps (relativement court, en général quelques dizaines de secondes maximum) qu'ils ont précédemment expérimenté. Par exemple, le temps écoulé entre deux sons (p. ex., Herbst et al., 2021), la durée d'une courte animation (Faber & Gennari, 2015; Y. Wang & Gennari, 2019) ou le temps nécessaire à l'accomplissement d'une tâche sur ordinateur (Dutke, 2005). Pour ce faire, on leur demande d'appuyer sur un bouton pour marquer le début de leur reproduction, puis d'appuyer de nouveau pour en signaler la fin. Cette méthode est assez similaire à la tâche de compression temporelle utilisée dans nos études. Les théories s'intéressant aux durées remémorées mettent l'accent sur les processus reconstructifs de la mémoire (Block & Zakay, 1997). Plusieurs modèles ont été proposés (voir Block & Zakay, 2008 pour une revue). Trois d'entre eux sont particulièrement intéressants à mettre en perspective avec la littérature sur la compression temporelle : l'hypothèse de la taille du stockage (*storage –size model*, *storage size metaphor* ; Ornstein, 1969), le modèle basé sur le changement (Fraisse, 1984) et l'hypothèse de changement contextuel (*contextual-change hypothesis* ; Block & Reed, 1978).

Selon le modèle de la taille du stockage, la durée perçue d'un intervalle dépend de la taille de la trace mnésique de cet intervalle, qui est influencée par le nombre et la complexité des événements. L'organisation des informations sous forme de « *chunks* » influence également cette perception. Ainsi, plus l'intervalle contient d'événements ou plus ceux-ci sont complexes, plus la durée perçue s'allonge (Ornstein, 1969). Pour le modèle basé sur le changement, la durée perçue dépend du nombre de changements perçus et mémorisés pendant l'intervalle. Plus il y a de changements, plus la durée estimée s'allonge (Fraisse, 1984). Une version particulière de ce modèle a été proposée par Poynter (1983). Selon lui, la perception de la durée est influencée par le degré de segmentation des événements. D'après l'hypothèse du changement contextuel, les jugements rétrospectifs de durée sont basés sur la quantité de changements contextuels mémorisés. Plus il y a de changements contextuels disponibles au moment du jugement, plus l'intervalle est perçu comme long (Block & Reed, 1978). En substance, les caractéristiques des traces mnésiques qui, selon ces différents modèles, déterminent la durée remémorée sont assez similaires à celles impactant la compression temporelle des souvenirs. Dans le même esprit, Jeunehomme et D'Argembeau (2019) ont mis en évidence que le nombre d'unités d'expérience remémorées pour des événements de vie réelle, en plus d'être un déterminant majeur de leur compression temporelle, prédit également les jugements de durées réalisés sur ces derniers: les

de regarder une vidéo sur YouTube et que vous appuyiez sur le bouton « *replay* ». De plus, pendant la phase d'entraînement, après deux essais, l'expérimentateur demandait au participant d'expliquer ce qui se passait dans son esprit pendant les phases de relecture mentale. Si la description ne correspondait pas à nos attentes, l'expérimentateur réexpliquait.

événements pour lesquels un grand nombre d'unités d'expérience est remémoré sont jugés comme ayant durés plus longtemps.

Pour de nombreux auteurs, la durée remémorée est donc construite à partir des changements marquants accumulés pendant l'intervalle de temps ciblé (à partir d'informations non temporelles). Conformément à ce point de vue, les durées estimées des événements tendent à augmenter avec la fréquence des points de segmentation⁵¹ (Block & Reed, 1978; Block & Zakay, 1997; Faber & Gennari, 2015; Roseboom et al., 2022; Y. Wang & Gennari, 2019). Selon Wang & Gennari (2019), la reproduction de la durée des événements longs pourrait être plus courte que la durée réelle (ce qui n'est pas le cas pour les événements courts) car ces derniers seraient composés de sous-événements plus longs. Bien que nécessaire pour une reproduction fidèle de la durée, les informations intra-événements ne seraient pas complètement rejouées mentalement (elles seraient perdues ou synthétisées). Ces informations pourraient ne pas être entièrement encodées lors de la formation de la représentation mnésique ou, dans le cas des événements longs, la longueur de la stimulation visuelle pourrait entraîner un encodage plus schématique des événements (par simplification ou omission d'informations). De nouveau, ces différents mécanismes proposés pour expliquer la mémoire des durées sont fort similaires à ceux que nous pensons être à l'origine des discontinuités temporelles au sein des souvenirs.

C. Durées perçues, durées remémorées et mémoire des événements

La distinction entre les paradigmes prospectifs et rétrospectifs n'est pas toujours nette (Block & Gruber, 2014). Il a été suggéré que les processus cognitifs impliqués pourraient en partie se chevaucher. Premièrement, même dans un paradigme prospectif, reproduire un intervalle de temps implique des processus mnésiques a posteriori (la reproduction se base sur le nombre d'impulsions mémorisées). Dans un paradigme rétrospectif, si l'événement cible est monotone, l'attention peut se reporter sur le passage du temps (Block & Gruber, 2014). De plus, lors d'une tâche de reproduction dans un paradigme prospectif, la charge attentionnelle et le nombre de sous-événements perçus peuvent avoir une influence spécifique sur la précision des reproductions temporelles (tout comme dans le cas d'un paradigme rétrospectif ; Dutke, 2005). Selon cette vue, le nombre d'impulsions mémorisées et les informations liées à l'événement en tant que tel (les informations temporelles et non temporelles) constitueraient conjointement la source d'information utilisée pour les reproductions de durée tant prospectives que rétrospectives.

Comme nous l'avons vu, dans le contexte d'une tâche de reproduction de durée prospective, la mémoire de travail jouerait un rôle d'accumulateur (de l'information temporelle — des pulsations du pacemaker mental). Par ailleurs, plusieurs travaux récents suggèrent que, dans la construction des souvenirs épisodiques, la mémoire de travail fonctionne également comme un accumulateur (Güler et al., 2024; Q. Lu et al., 2022). Les résultats que nous avons

⁵¹ Notez que nous parlons ici de points de segmentation de bas niveau détectables à partir des patterns d'activité neuronale dans les zones sensorielles de bas niveau (Baldassano et al., 2017; Fountas et al., 2022; Geerligts et al., 2021), le type d'événements délimitant les propriétés des actions de base telles que les mouvements (les événements perceptifs courts).

obtenus dans les études 3 à 5 soutiennent d'ailleurs cette position. Dans ce contexte, elle permet l'accumulation de l'ensemble de notre expérience subjective, et pas seulement des informations temporelles. Dans les deux cas, la mémoire de travail nous permet de former des représentations mentales de nos expériences en cours, bien que le contenu de ces représentations diffère en fonction de l'expérience elle-même⁵². Ainsi, dans les deux cas, un segment du flux continu de l'expérience doit être reproduit mentalement sur base de la dimension dominante⁵³ de sa représentation mnésique : le nombre d'impulsions mémorisées dans le cadre d'une reproduction prospective ou la représentation mnésique de ce qui s'est déroulé pendant l'intervalle / l'événement dans le cadre d'une reproduction rétrospective ou d'une tâche de relecture mentale. En suivant cette idée, on peut suggérer que la reproduction de durée est un cas particulier de mémoire des événements. Le processus de formation de la représentation mnésique d'une durée serait similaire à celui de la formation de la représentation mnésique d'un événement « classique » de la vie quotidienne. Dans les deux cas, la proximité entre la durée de l'intervalle et celle de la reproduction mentale dépendrait du niveau de détail de l'unité d'expérience représentant en mémoire ce moment vécu (la quantité d'information accumulée pendant la construction du souvenir). Ce niveau de détail pourrait dépendre des ressources attentionnelles ou de mémoire de travail disponible (en fonction des aptitudes individuelles et des conditions) lors de la perception. Dans les deux cas, la résolution de la représentation mnésique, et donc la manière dont sa relecture mentale correspond à la durée réelle, dépendrait de la mémoire de travail. Ainsi, l'implication de la mémoire de travail dans l'accumulation d'informations (qu'elles soient temporelles ou non) lors de la perception pourrait expliquer certaines similitudes entre la reproduction de durée et la relecture mentale d'événements passés.

L'existence d'importantes interrelations entre le traitement des durées, la perception des événements et la mémoire épisodique est également au cœur d'un cadre théorique récemment proposé par Roseboom et son équipe. Suite à une série d'études combinant des approches comportementales, de neuro-imagerie et de modélisation (pour une revue, voir, Roseboom et al., 2022), Roseboom et ses collaborateurs ont proposé un cadre théorique qui présente la perception du temps comme une construction basée sur l'accumulation de l'information perceptive au niveau du cortex. Ce modèle se fonde principalement sur trois études. Dans la première (Roseboom et al., 2019), les auteurs ont, avec succès, utilisé un réseau de neurones entraînés pour la classification d'images afin de quantifier la dynamique de l'information perceptive lors du déroulement de vidéos (voir également Mariola et al., 2022). Ils ont montré que les changements au sein de l'information perceptive prédisent les estimations que des observateurs humains font de la durée des événements. Dans une seconde étude (Sherman et al., 2022), ils ont utilisé l'imagerie cérébrale pour montrer que les estimations de durées faites par des participants humains peuvent être prédites à partir de l'activité dans certaines zones corticales associées à la perception,

⁵² Dans le cas d'une estimation prospective classique du temps, l'aspect clé de notre expérience est le passage du temps, tandis que lors des événements de la vie quotidienne, « ce qui se passe » (p. ex., les changements perceptuels, les évolutions par rapport à nos objectifs, les changements dans la position des objets ou des personnes...) constitue le cœur de notre expérience subjective.

⁵³ Dans le cas de la tâche de *mental replay*, cette reproduction doit se faire de façon visuelle. Ce n'est pas spécialement le cas dans la tâche de reproduction.

comme le suggéraient les résultats obtenus avec leur réseau de neurones. Dans une troisième étude (Fountas et al., 2022), ils ont enrichi leur modèle computationnel afin qu'il puisse mieux rendre compte de la complexité des interactions entre la stimulation perceptive, l'attention et la mémoire (dans le contexte de la perception du temps).

Le modèle proposé suggère que la perception du temps est inférée à partir des variations dans l'activité neuronale des réseaux cérébraux associés à la perception, plutôt que mesurée directement par un mécanisme d'horloge interne dédié. L'estimation de la durée prospective dépend de la perception des changements marquants, tandis que les évaluations rétrospectives reposent sur la capacité à se souvenir de ces changements. La perception des durées serait influencée par l'accumulation d'événements saillants dans le cortex sensoriel, sans que ces événements soient toujours perçus consciemment. De façon cohérente avec cette idée, Kovarski et al. (2022) ont mis en évidence que l'introduction de « *cuts* » au sein d'un contenu vidéo influence la perception du temps, en rendant la durée perçue plus longue par rapport à des vidéos non montées (sans *cuts*). Plus précisément, les *cuts* qui induisent une discontinuité perceptuelle, malgré le fait qu'ils n'impactent pas la continuité narrative, semblent avoir un effet marqué sur la perception du temps.

Notons que le modèle de Roseboom et collaborateurs inclut également un aspect hiérarchique : la perception du temps peut être réalisée en accumulant des événements saillants dans seulement certaines parties de la hiérarchie corticale (en fonction du niveau hiérarchique au sein duquel l'information/les changements/les événements accumulés sont les plus pertinents pour le jugement de durée à effectuer). Les représentations mnésiques construites sur base de l'information accumulée au sein des différentes couches de la hiérarchie corticale servent de base, selon notre conceptualisation, à la simulation mentale d'événements. Ce modèle est donc cohérent avec l'idée que les jugements/reproductions de durée et la relecture mentale des événements passés se basent sur la même source d'informations en mémoire.

Section VI : Compression temporelle et imagerie mentale

Dans l'étude 4, nous avons observé que l'augmentation de la durée de remémoration des événements en fonction de leur durée était plus marquée chez les participants ayant des scores élevés au VVIQ. De manière cohérente, la diminution du ratio temporel avec la durée des événements était moins prononcée chez les individus rapportant une imagerie mentale visuelle plus vive. En conséquence, la durée totale de remémoration des stimuli augmentait davantage avec le nombre d'événements chez les individus avec des scores élevés au VVIQ. Pris ensemble, ces résultats suggèrent que la capacité à se souvenir avec précision du déroulement de longs événements continus est liée à la capacité d'imagerie mentale visuelle. Nos résultats ne nous permettent pas d'appréhender la nature exacte de cette relation. Néanmoins, plusieurs pistes peuvent être dégagées au regard de la littérature sur l'imagerie mentale visuelle.

Une première piste est que les caractéristiques des unités d'expérience formées pendant la perception varient en fonction des capacités d'imagerie des individus. Il a été suggéré que les

personnes ayant de bonnes compétences en imagerie mentale tendent à l'utiliser pour maintenir l'information en mémoire de travail visuelle (Pearson, 2019). Bien que cela reste à explorer, ce phénomène pourrait être généralisé au maintien en mémoire de travail d'événements continus. Les individus avec de bonnes capacités d'imagerie mentale pourraient former des modèles d'événement davantage centrés sur les aspects perceptivo-sensoriels. À l'inverse, ceux avec une imagerie moins vivace auraient tendance à maintenir l'information en mémoire en la verbalisant, construisant des modèles d'événements dans un format plus narratif ou conceptuel. Lorsque l'épisode passé à rejouer mentalement est composé d'unités d'expérience courtes, la durée de remémoration ne varierait pas sensiblement entre ces deux profils. En revanche, lorsque la durée des événements continus augmente, la durée de remémoration resterait stable pour les individus dont les représentations mnésiques sont plutôt narratives/conceptuelles, tandis qu'elle augmenterait pour ceux dont les représentations mnésiques sont davantage centrées sur les aspects perceptifs.

Une autre piste est que les individus avec de meilleures aptitudes en imagerie mentale visuelle pourraient être capables de rejouer mentalement les événements de manière « précise », semblable à la perception, même à partir de traces mnésiques rudimentaires. Nos résultats suggèrent que les événements continus longs (excédant la capacité de la mémoire de travail) ne sont que partiellement encodés en mémoire. La reconstruction mentale de leur déroulement solliciterait donc davantage les capacités d'imagerie (car leur trace mnésique serait moins complète).

Section VII : La compression temporelle, un mécanisme adaptatif ?

Dans cette section, nous nous intéresserons à la manière dont la compression temporelle peut se concevoir comme un mécanisme adaptatif qui, au prix d'une certaine perte d'informations, contribue à l'efficacité de notre mémoire.

Une compression efficace des données est essentielle au fonctionnement des systèmes à capacité limitée tels que la mémoire humaine (C. J. Bates & Jacobs, 2020). Au sein de la littérature s'intéressant à la compression en mémoire de travail, cette dernière est abordée comme un mécanisme adaptatif permettant une optimisation du système (voir la section IV — *La compression en mémoire de travail* — du chapitre IV de l'introduction théorique). La compression des souvenirs épisodiques pourrait également être envisagée via ce prisme.

La mémoire épisodique doit être à la fois sélective et suffisamment complète pour être efficace. Elle doit se concentrer sur les aspects les plus importants de nos expériences, en laissant de côté les détails superflus (Schacter & Addis, 2007). Elle doit retenir des moments passés qui fournissent des informations utiles pour diverses fonctions cognitives, comme la prospection, la prise de décision, la poursuite d'objectifs ou la planification d'actions (Addis, 2020; Schacter et al., 2017; Schacter & Addis, 2007). Pour être utiles, les souvenirs épisodiques doivent donc être à la fois suffisamment complets et parcimonieux. La compression temporelle pourrait permettre l'équilibre entre ces deux dimensions. Selon le modèle proposé par Jeunehomme & D'Argembeau (2020), les unités d'expérience qui composent la trace mnésique d'un épisode passé peuvent être plus ou moins nombreuses et représenter des moments plus ou moins longs de l'expérience vécue. Ces deux dimensions pourraient avoir un niveau optimal, maximisant l'équilibre entre la précision du souvenir et la quantité d'information devant être gardées en mémoire. La compression temporelle pourrait être vue comme le résultat d'un ensemble de mécanismes visant à atteindre cet équilibre.

Le but d'un tel mécanisme pourrait être l'intégration en mémoire des aspects pertinents de l'expérience passée, ceux qui sont importants pour les différentes fonctions de la mémoire épisodique comme l'anticipation des événements à venir, l'ajustement du comportement et la planification (Arnold et al., 2016; Biderman et al., 2020; Schacter et al., 2017). Étant donné la nature continue et ininterrompue de la perception, on pourrait parler de « périodes critiques » plutôt que d'« aspects pertinents ». Ces périodes critiques correspondraient à des changements substantiels dans la situation en cours ainsi qu'aux éléments ayant conduit à ces changements et aux conséquences immédiates de ceux-ci. En d'autres termes, elles représenteraient des fenêtres temporelles entourant les changements marquants (c.-à-d. les points de segmentation). Dans le même esprit, l'encodage préférentiel des parties du flux sensoriel correspondant à des points de segmentation est vu par certains auteurs comme un mécanisme adaptatif permettant, avec moins de ressources, de créer des représentations mnésiques représentant fidèlement les parties atypiques, imprévisibles, singulières de l'input sensoriel, en faisant des compromis sur la

précision avec laquelle sont représentés les parties plus prévisibles, communes ou redondantes (Baldwin & Kosie, 2021). La formation de ce type de représentation efficace dépendrait tout d'abord de la capacité à identifier les moments auxquels il est pertinent d'initier l'encodage de flux perceptuel en mémoire à long terme (c.-à-d. à identifier les points de segmentation). Par ailleurs, pour représenter avec précision le déroulement des épisodes passés, les fenêtres temporelles intégrées en mémoire lors de la perception des points de segmentation doivent être suffisamment longues (notamment pour représenter correctement les facteurs ayant mené au changement de situation).

Dit autrement, la compression temporelle permettrait de former des représentations mnésiques constituant des échantillons représentatifs de nos expériences passées. Ce qui définit un échantillon représentatif – la quantité d'informations, le nombre d'unités d'expérience nécessaires pour constituer un échantillon représentatif – varierait en fonction des caractéristiques de l'événement échantillonné. Par exemple, la représentation d'un événement ne comportant pas beaucoup de changements (durant lequel il ne se passe pas grand-chose) pourrait être représentative de ce dernier même si elle est relativement sommaire (ne contient pas énormément d'informations). À l'inverse, un événement composé de nombreux sous-événements, organisés en structures hiérarchiques complexes, ne peut pas être fidèlement représenté par un souvenir qui ne comporte qu'une ou deux unités d'expérience courtes. L'équilibre pourrait être atteint plus ou moins facilement en fonction de la structure de l'activité. En d'autres termes, cela nécessiterait plus ou moins de ressources en mémoire de travail selon la manière dont l'activité est structurée (en fonction de sa segmentation normative). Lorsqu'un événement est ponctué par des changements clairs et fréquents, il pourrait être intégré efficacement en mémoire même avec peu de ressources. À l'inverse, un événement ponctué par des changements moins prégnants et/ou fréquents nécessiterait davantage de ressources pour être intégré en mémoire.

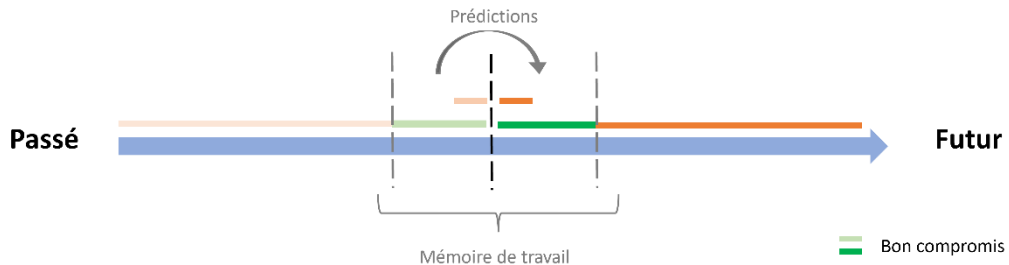
Comme nous l'avons développé au début de cette section, la compression temporelle des souvenirs épisodiques serait bénéfique pour plusieurs processus qui visent à optimiser nos interactions avec l'environnement sur le long terme (tels que la prospection, la planification, la poursuite des buts, etc.). Suivant une logique similaire, le caractère synthétique des modèles d'événement maintenus en mémoire de travail pourrait contribuer à l'efficacité de nos interactions avec l'environnement à court et très court terme. Dans le contexte de la prédiction du futur proche, la capacité limitée de la mémoire de travail peut, en effet, elle aussi, être vue comme adaptative (Trapp et al. 2021).

Pour certains auteurs, une fonction centrale de la mémoire de travail serait de prédire les inputs sensoriels à venir (Trapp et al. 2021). Pour ce faire, durant la perception, la mémoire de travail maintiendrait une représentation non seulement de la situation en cours (construite sur base des informations venant d'être perçues) mais également les différentes évolutions possibles de cette situation dans un futur proche (Figure 2). Or, les événements futurs étant imprévisibles et stochastiques, plus on s'éloigne du moment présent plus le nombre de possibilités augmente et, incidemment, la probabilité d'occurrence de chaque possibilité diminue. Dans ce contexte, pour que le système soit efficace, l'horizon temporel représenté en mémoire de travail devrait être suffisamment étendu pour permettre des prédictions précises et utiles pour ajuster le

comportement, mais suffisamment court pour éviter l'augmentation exponentielle des possibilités, et donc, du coût « computationnel » / cognitif des prédictions (Trapp et al. 2021 ; Figure 2).

Figure 2

Mémoire de travail et prédiction



Note. Adaptée de Trapp et al. (2021).

Section VIII : Le rôle de la mémoire de travail dans la segmentation des événements

Comme abordé dans l'introduction théorique de ce travail, il existe une manière optimale de segmenter chaque événement, un certain nombre de moments particuliers à identifier comme des points de segmentation afin de maximiser d'une part l'efficacité des interactions avec l'environnement et d'autre part les performances mnésiques (Richmond & Zacks, 2017; Sargent et al., 2013). L'habileté à segmenter, une aptitude variant entre les individus, réside en la capacité d'identifier cette segmentation normative. Une segmentation moins fréquente ou, à l'inverse plus fine, est associée à des performances de mémoire inférieures (Sargent et al., 2013). Au début de ce projet, nous avions l'hypothèse que l'habileté à segmenter dépendrait (du moins en partie) de la mémoire de travail. Nous avons émis cette conjecture sur base d'études des différences interindividuelles ayant montré une association positive entre les capacités de mémoire de travail des individus et leur habileté à segmenter les événements (Bailey et al., 2013; Jafarpour et al., 2022; Sargent et al., 2013). Nous n'avions cependant pas proposé d'hypothèse précise quant aux mécanismes cognitifs spécifiques expliquant cette relation. À la lumière d'une série de travaux récents sur la segmentation des événements et des différents résultats obtenus dans cette thèse, il semble que l'habileté à segmenter dépende de deux aptitudes, toutes deux liées à la mémoire de travail.

Les modèles d'événement peuvent être considérés comme des interfaces entre la mémoire et la perception, nous permettant d'interagir efficacement avec l'environnement

(Richmond et al., 2017; Richmond & Zacks, 2017). L'habileté à segmenter efficacement un événement de la vie quotidienne, tel qu'un repas d'anniversaire, les individus doivent être capables de deux choses. Premièrement, identifier efficacement les changements de situation (p. ex., elle a soufflé ses bougies, ce n'est donc plus le moment de chanter — l'événement « chanson » se termine et l'événement « couper le gâteau » commence). Deuxièmement, continuer de maintenir et d'élaborer le même modèle mental tant que la situation ne change pas. Dans la chanson d'anniversaire traditionnelle « *Happy birthday* », le prénom de la personne fêtée n'est mentionné qu'après le troisième « *happy birthday to you* » (« *happy birthday to you, happy birthday to you, happy birthday to you, Léa, happy birthday to you* »). Chanter le prénom au bon moment implique, tout en continuant à chanter, de garder en mémoire l'état d'avancement de la chanson.

Les deux facettes de l'habileté à segmenter pourraient dépendre de la mémoire de travail. Elle pourrait, tout d'abord, être impliquée dans le *tracking* de l'évolution temporelle des différentes dimensions de la situation pour identifier les changements subtils, mais pertinents. Ensuite, elle sous-tendrait la capacité à continuer d'accumuler l'information et à maintenir le même modèle tant que celui-ci est d'actualité. Nos résultats vont en tout cas dans ce sens. D'abord, la capacité à exploiter les points de segmentation normatifs au sein d'un événement pour en améliorer la remémoration dépend des ressources de mémoire de travail disponibles durant la perception, et ce, a fortiori quand le nombre de points de segmentation par unité de temps est important (voir étude 2). Ensuite, les individus avec des capacités élevées de mémoire de travail semblent davantage capables de construire des modèles d'événements complexes (c.-à-d. de représenter des événements plus longs ; voir étude 1). Dès lors, le rôle joué par la mémoire de travail dans la segmentation des événements dépendrait de certaines caractéristiques de leur déroulement. Lorsque les points de segmentation à identifier pour intégrer efficacement le déroulement de l'activité en mémoire concernent des changements peu saillants, une bonne capacité de mémoire de travail serait positivement associée à la finesse de la segmentation (et donc au nombre d'unités d'événements mémorisées). En revanche, lorsque les transitions sont évidentes (ne nécessitent pas une grande quantité de ressources en mémoire de travail pour être identifiées) et sont temporellement distantes, une bonne capacité de mémoire de travail permettrait d'éviter une mise à jour excessive due à une surcharge en maintenant activement l'information. La mémoire de travail serait donc principalement sollicitée pour l'intégration en mémoire d'événements ponctués par des changements peu saillants et/ou peu nombreux. Cette hypothèse pourrait être testée en évaluant comment la relation entre les capacités de mémoire de travail des individus et la compression temporelle avec laquelle ils se remémorent les événements est modulée par ces deux caractéristiques.

Une façon un peu différente, mais pas diamétralement opposée, de voir les choses a été récemment proposée. Plusieurs travaux récents suggèrent que la segmentation pourrait-être vue comme un outil utilisé par la mémoire de travail pour éviter la surcharge (c.-à-d. que la perception des points de segmentation pourrait résulter du fait que la capacité de la mémoire de travail est excédée). Selon cette position, le contenu de la mémoire de travail serait géré de manière stratégique pour optimiser la compréhension, la segmentation serait un outil nous permettant de gérer efficacement les ressources limitées de notre mémoire de travail (Jafarpour et al., 2022;

Radvansky, 2017; Shim et al., 2024). Toujours selon cette perspective, les points de segmentation seraient des moments où les informations sont stratégiquement retirées de la mémoire de travail (car les stimuli récents deviennent soudainement moins pertinents). Le meilleur moment pour vider notre mémoire de travail, serait lorsque le futur et le passé sont largement indépendants compte tenu du stimulus actuel/ des informations sensorielles entrantes. À ces moments-là, nous n'avons plus de raison d'utiliser nos ressources de mémoire de travail pour conserver les informations passées (Baldassano, 2023).

Les résultats que nous avons obtenus dans l'étude 2 de ce projet suggèrent que certains changements nécessitent plus de ressources de mémoire de travail que d'autres pour être identifiés comme des points de segmentation. Dès lors se pose la question des caractéristiques des changements qui modulent cette quantité de ressources nécessaires. Bien qu'une liste exhaustive des facteurs déterminants le « seuil de détectabilité » des points de segmentation n'ait pas encore été établie, certaines caractéristiques importantes ont été mises en avant dans des recherches antérieures, notamment le nombre de dimensions de la situation actuelle subissant un changement simultané (M. Huff et al., 2014), la durée ou le niveau de spécificité des segments délimités (Baldassano et al., 2017), la signification personnelle de la situation en cours de changement (Humphreys & Sui, 2016; Macrae et al., 2017), ses liens avec des expériences passées (Zacks, 2020), son implication dans la poursuite d'objectifs (Y. C. Wang et al., 2023; Y. C. Wang & Egner, 2022), le contexte émotionnel (Clewett & Murty, 2019; McClay et al., 2023).

Un perspective intéressante concernant ce point a été proposée dans une étude récente de Sasmita & Swallow (2023). Ces derniers ont conduit deux expériences s'intéressant à la possibilité qu'une certaine quantité d'informations sensorielles doivent être accumulées pour guider la segmentation. Ils ont exploré cette question en demandant à des participants de segmenter et de se rappeler des extraits vidéo issus de films commerciaux. Les vidéos étaient présentées soit dans l'ordre et sans interruption, soit dans l'ordre mais interrompues à intervalle régulier par un bruit visuel dynamique, soit dans le désordre et interrompu. Dans une première expérience, ils ont observé qu'interrompre ou mélanger les vidéos toutes les minutes ne modifiait pas significativement la manière dont les personnes les segmentaient. Néanmoins, les résultats ont montré que mélanger les vidéos réduisait considérablement le nombre d'événements rappelés ainsi que leur organisation en mémoire. Dans une deuxième expérience, ils ont montré qu'interrompre ou mélanger les vidéos plus fréquemment (toutes les 5 secondes) impactait la segmentation. La manière dont les individus segmentaient les événements semblait se baser davantage sur les transitions entre les vidéos plutôt que sur leur contenu (les moments identifiés comme des points de segmentation coïncidaient davantage avec ces transitions plutôt qu'avec les changements dans les activités illustrées). Selon les auteurs, ces résultats suggèrent qu'une accumulation d'informations sur des fenêtres temporelles de plus de 5 secondes, mais de moins de 10 secondes, est suffisante pour construire des modèles d'événements permettant une segmentation basée sur le contenu. Ainsi, la segmentation des événements et l'encodage en mémoire reposeraient, en partie, sur l'accumulation d'informations à des échelles de temps différentes. Selon les auteurs, une des implications de ces résultats est que les processus de segmentation utilisent de manière flexible les informations à différents niveaux de la hiérarchie

corticale. À mesure que la fenêtre temporelle dans laquelle des informations cohérentes peuvent être accumulées diminue, la segmentation des événements pourrait de plus en plus dépendre des représentations dans des régions corticales de niveau inférieur. En d'autres mots, la segmentation pourrait se baser davantage sur des éléments perceptifs lorsqu'il devient difficile de le faire sur base de changements sémantiques (d'identifier des unités porteuses de sens). La quantité d'informations pouvant être intégrée en mémoire de travail pourrait déterminer le niveau de finesse de la segmentation, en ce sens qu'elle pourrait imposer une limite au niveau du temps pendant lequel l'information peut être intégrée pour guider la segmentation.

Section IX : Pistes de réflexion et perspectives de recherches futures

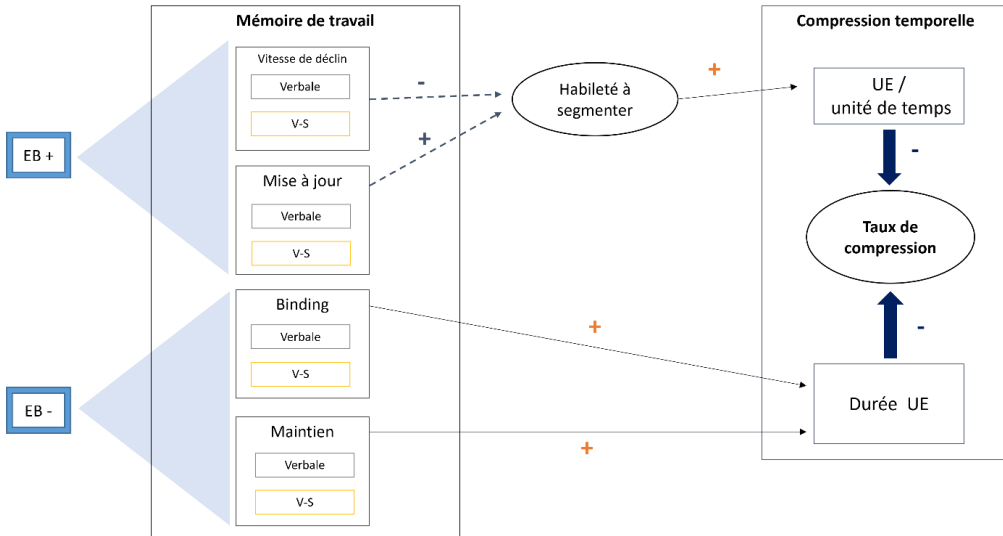
Dans cette section, nous aborderons un certain nombre de questions auxquelles nos résultats ne permettent pas de répondre directement mais dont la réponse, au regard des différents processus mis en lumière dans cette thèse, pourrait améliorer grandement notre compréhension du phénomène de compression temporelle et, plus largement de la cognition des événements et du voyage mental dans le temps.

A. Quels sont les sous-processus de mémoire de travail impliqués dans la compression temporelle des souvenirs ?

Dans ce projet, nous avons mis en avant un certain nombre d'éléments soutenant l'implication de la mémoire de travail dans la construction des souvenirs épisodiques pour des événements de la vie quotidienne (complexes et temporellement étendus). Par ailleurs, se pose la question des sous-processus de mémoire de travail qui influencent les différents aspects de la structure temporelle des événements. Différents processus de mémoire de travail pourraient avoir chacun une contribution spécifique au phénomène de compression temporelle. Compte tenu du rôle que notre conceptualisation attribue à la mémoire de travail dans la construction de la structure temporelle des souvenirs (voir partie objectifs et hypothèses), un certain nombre d'hypothèses peuvent être formulées (Figure 3).

Figure 3

Contributions potentielles de différents sous-processus de mémoire de travail à la compression temporelle des souvenirs (en fonction de la structure des événements)



Note. Relations hypothétiques entre la performance des individus à des tâches évaluant différents sous-processus de mémoire de travail (partie gauche de la figure) et la structure temporelle des souvenirs (partie droite de la figure). EB : Event Boundary. V-S : Visuo-spatial.

La vitesse de dégradation de l'information en mémoire de travail (Jafarpour et al., 2022) ainsi que la capacité à mettre à jour de manière efficace le contenu de cette dernière pourraient déterminer l'habileté des individus à segmenter qui, à son tour, influencerait le nombre d'unités d'expérience formées pour représenter les événements en mémoire épisodique. Ces aptitudes seraient particulièrement importantes lorsque les événements contiennent un nombre important de points de segmentation normatifs pouvant potentiellement être détectés (Figure 3). Lorsque les événements ont une segmentation normative composée d'un nombre faible de points de segmentation par unité de temps, l'influence de la mémoire de travail sur la compression temporelle des souvenirs pourrait dépendre essentiellement de deux facteurs (de deux sous-processus) : la quantité d'informations pouvant être simultanément maintenues et la capacité à lier ces informations entre elles. L'efficacité de ces deux aptitudes pourrait influencer la durée des unités d'expériences construites en mémoire de travail puis transférées en mémoire épisodique (Figure 3).

Ces différentes hypothèses pourraient être testées en évaluant chez les mêmes individus, d'une part, le niveau d'efficacité de différents sous-processus de mémoire de travail et, d'autre part, la manière dont ils ont tendance à se remémorer des événements de la vie quotidienne (nombre et durée des unités d'expériences rappelées, taux de compression temporelle) variant

selon leur densité de points de segmentation (Figure 3). Il serait également intéressant d'évaluer chaque sous-processus à la fois à l'aide de tâches employant des stimuli verbaux et visuospatiaux. Cela permettrait de tester le caractère domaine-général des mécanismes de constructions des souvenirs mis en lumière. La capacité de stockage pourrait être évaluée à l'aide de tâches d'empan simple telles que le test de Corsi (version informatisée ; Robinson & Brewer, 2016) et une tâche d'empan de mots (longs et phonologiquement dissimilaires ; Majerus et al., 2004). La capacité de mise à jour pourrait être testée à l'aide de tâches de N-back utilisant soit des mots neutres (Kopf et al., 2013) soit des photos d'objets par exemple (Lejbak et al., 2011). Le binding pourrait être évalué avec une tâche d'association mot-couleur (Altamura et al., 2013) et/ou une tâche de binding visuospatial (Chalfonte & Johnson, 1996). La vitesse d'oubli en mémoire de travail pourrait être évaluée grâce à une tâche d'apprentissage associatif (le « *RLWM paradigm* », voir Collins, 2018; Collins et al., 2014, 2017; Collins & Frank, 2012; Jafarpour et al., 2022; Master et al., 2020). Ce type de paradigme a déjà été implémenté avec plusieurs types de stimuli tels que des formes colorées (Collins, 2018), des images de paysages (Collins et al., 2014) ou des objets de la vie quotidienne (Master et al., 2020).

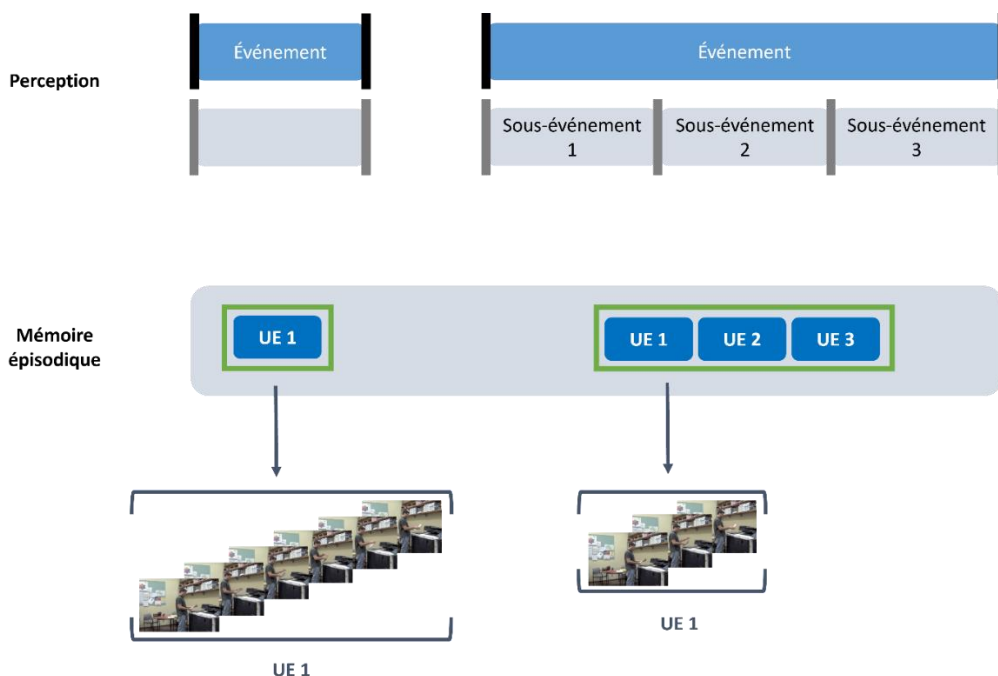
Les différents sous-processus de mémoire de travail impliqués dans la construction et la remémoration de la structure temporelle des souvenirs pourraient également être testés avec une approche double-tâche. La nature des tâches concurrentes employées pourrait être manipulée (afin qu'elles mobilisent certains sous-processus de mémoire de travail en particulier). Ces tâches concurrentes spécifiques pourraient être réalisées tantôt pendant la perception des événements, tantôt pendant leur remémoration. Notons toutefois que la réalisation d'une tâche concurrente pendant la récupération rendrait caduques nos mesures basées sur la durée de relecture mentale (durée des unités d'expérience et taux de compression temporelle), seul le nombre d'unités d'expérience rappelées pourrait être évalué.

D'autres aspects de la mémoire de travail, tels que le traitement de l'ordre sériel, pourraient également contribuer à la construction des souvenirs d'événements (en ce compris leur structure temporelle). Le traitement de l'ordre sériel est un élément central de nombreux modèles de la mémoire de travail (p. ex., G.D.A. Brown et al., 2000; Burgess & Hitch, 1999; Hartley et al., 2016; Majerus, 2013, 2019). Certains travaux suggèrent par ailleurs l'implication de mécanismes de traitement de l'ordre sériel analogues pour les informations ayant trait au déroulement des activités de la vie quotidienne (Franklin et al., 2007, 2009). La capacité à représenter précisément l'ordre sériel pourrait influencer la capacité à se remémorer le déroulement interne des événements, les séquences des unités perceptives composant ces derniers (déterminant ainsi la durée des unités d'expérience), ainsi que l'enchaînement des différents événements (déterminant ainsi le nombre d'unités d'expérience remémorées). Cependant, un élément particulier devra être pris en compte : en ce qui concerne les événements réalistes, il peut y avoir une confusion entre l'ordre sériel et la structure causale. Il sera important de considérer à la fois la contribution de l'ordre sériel des événements (et sous-événements) et du traitement des liens de causalité dans la construction et la remémoration des activités de la vie quotidienne.

B. Déroulement interne des unités d'expérience

Certaines unités d'expérience, bien que temporellement comprimées, sont probablement rejouées mentalement en plus de temps que 3 secondes, car elles contiennent les informations perceptuelles concernant plus de 3 secondes du flux sensoriel (et non, car elles sont moins aisées à rejouer mentalement ; voir section IV de cette discussion générale). Dans le cas où l'unité d'expérience remémorée contient les informations concernant une partie de flux sensoriel supérieure à 3 secondes, plusieurs questions restent en suspens. Notamment, pour les unités temporellement comprimées, quelles sont les parties du flux sensoriel qui sont omises ? Est-ce que le début et la fin du segment d'expérience sont rejoués de façon proche de la réalité tandis que le milieu est mis de côté (totalement ou en partie) ? Ou est-ce que l'ensemble du segment est rejoué mentalement, mais avec de très courtes discontinuités un peu partout ? Une possibilité serait que, pour ces unités, le déroulement du segment soit rejoué mentalement en entier, mais de façon accélérée. Cependant, comme nous l'avons vu dans l'introduction théorique, certains travaux (p. ex., Jeunehomme et D'Argembeau, 2023; Michelmann et al., 2019) suggèrent plutôt que, certaines parties du flux sensoriel sont rejouées de façon très proche de la réalité tandis que d'autres sont omises.

Il est important de noter que les résultats obtenus dans l'étude 4 indiquent que la durée de remémoration des événements augmente avec la durée de l'événement, même pour les vidéos contenant plusieurs événements. Cela suggère que l'effet du nombre d'événements ne peut s'expliquer par un strict abandon des informations ayant trait au déroulement interne de l'événement. Différents travaux en dehors du domaine de la cognition des événements ont démontré que la suppression des redondances est l'un des mécanismes clés par lesquels l'information est comprimée en mémoire (p. ex., Al Roumi et al., 2021; Brady et al., 2009; Lazartigues et al., 2021). Bien que cela reste à tester, un mécanisme similaire pourrait sous-tendre la synthèse des représentations d'événements construites en mémoire de travail. Certaines répétitions de la même sous-action (p. ex., « les différents pas de la serveuse apportant le gâteau d'anniversaire », « les différents tours effectués par une personne dévissant un boulon ») pourraient être laissées de côté lorsque plusieurs événements doivent être intégrés en une représentation de plus haut niveau (voir Figure 4).

Figure 4*Compression des unités d'expérience*

Note. Cette figure illustre un des mécanismes qui pourraient sous-tendre la compression temporelle des unités d'expérience : la suppression des redondances. Les rectangles verts correspondent aux représentations mnésiques ayant été construites en mémoire de travail pendant la perception. UE : Unité d'Expérience.

Selon le cadre théorique à la base de ce travail, la perception des points de segmentation déclencherait l'encodage en mémoire du flux continu de l'expérience. Afin d'estimer la durée des segments du flux sensoriel encodés en mémoire lors de la perception de ces points de segmentation, dans plusieurs études de ce projet, nous avons demandé à des participants de visionner puis de rejouer mentalement des événements continus (sans point de segmentation). Dans nos expériences, les événements étaient présentés de façon isolée. Nous considérons en quelque sorte que la perception des points de segmentation initie le transfert en mémoire à long terme de la partie du flux sensoriel les précédents. Or, dans la réalité, le flux de l'expérience est ininterrompu, la fin d'un événement coïncide systématiquement avec le début d'un autre (les points de segmentation marquant la transition entre les deux, faisant office de jonction). Il ne serait pas incongru que, aux points de segmentation, ce soit la partie du flux sensoriel qui les entoure (et non simplement les précédents) qui serait transférée en mémoire, que le segment encodé ne concerne pas uniquement les quelques secondes précédant le point de segmentation, mais également les quelques secondes qui le suivent. Cette possibilité devra, à l'avenir, être considérée pour pouvoir caractériser de façon précise la dynamique interne des unités d'expérience.

Il reste également certaines zones d'ombres en ce qui concerne notre connaissance du contenu des unités d'expériences et de la manière dont ce dernier, conjointement avec d'autres facteurs tels que les ressources cognitives disponibles, les objectifs de remémoration, etc. déterminent la durée de la relecture mentale. Nous avons commencé à lever le voile sur cet aspect dans l'étude 5. Lors de cette étude, chaque relecture mentale était suivie d'une auto-évaluation (par le participant) de certaines de ses caractéristiques (la clarté et le dynamisme des images mentales). Cette approche nous a permis de commencer à caractériser les relations entre le contenu perceptivo-sensoriel des unités d'expérience et leur durée de remémoration. Cette approche pourrait être utilisée pour évaluer d'autres dimensions telles que la facilité de remémoration, les aspects de l'expérience (personnes, actions, environnement, etc.) les plus prégnants dans la relecture mentale. Une dimension particulièrement intéressante à évaluer serait le caractère continu de la remémoration mentale.

En effet, dans l'étude 5 nous avons commencé à explorer les caractéristiques du déroulement interne des unités d'expérience en demandant à nos participants d'évaluer, après s'être remémoré des événements continus, le niveau de dynamisme de leur relecture mentale. À l'aide de cette mesure, nous avons pu observer que, globalement les individus rejouent mentalement le déroulement interne des événements de façon relativement dynamique (plus à la façon d'une vidéo qu'on regarderait en replay que comme une séquence d'images discrètes que l'on repasserait une à une). Afin d'affiner notre compréhension de la structure temporelle du déroulement interne des unités d'expérience, la continuité serait un aspect important à évaluer. En effet, même si la continuité et le dynamisme peuvent sembler être deux concepts proches, ils ne se recouvrent pas non plus complètement.

Le dynamisme (tel que nous l'avons défini dans l'étude 5) se réfère à l'aspect mouvant et changeant dans le temps de la remémoration (semblable à une vidéo plutôt qu'une image statique). Cependant, il ne porte pas sur le caractère complet ou non de la relecture mentale. Par exemple, une des vidéos que nous avons utilisée montre une personne en train de couper une carotte. La relecture mentale de cette action pourrait être discontinuée : la personne revisionnerait dans son esprit uniquement le début et la fin de la découpe. Cette remémoration pourrait toutefois être dynamique : les deux parties revisionnées mentalement l'ont été de façon fluide, proche d'une vidéo. Dans le cas d'une relecture mentale hautement continue, l'ensemble de la découpe serait revisionnée mentalement, du début à la fin. Le dynamisme porterait davantage sur la fluidité de l'imagerie mentale tandis que la continuité se rapporterait plutôt au caractère complet ou non du segment d'expérience remémoré. Évaluer conjointement ces deux dimensions pourrait présenter un intérêt certain pour les travaux futurs.

C. Contenu des unités d'expérience

1. Quels éléments ?

Dans plusieurs figures de cette discussion générale, à des fins illustratives, nous avons eu recours à des images issues des différentes vidéos utilisées comme stimuli dans ce projet de thèse. Ces dernières représentaient les images mentales composant les unités d'expérience. Cependant, il est probable que les images mentales composant nos souvenirs ne soient pas aussi riches et détaillées que ces dernières. Notamment, elles ne sont probablement pas exhaustives, il est possible qu'une partie des éléments constitutifs des différentes scènes visuelles ne soit pas représentée. Il est, entre autres, possible que les différents éléments constitutifs de l'événement rejoué mentalement ne soient pas tous égaux en ce qui concerne le niveau de précision avec lequel ils sont dépeints. Les résultats de certains travaux récents suggèrent d'ailleurs que les entités en mouvement sont représentées en mémoire de façon plus détaillée (Chung et al., 2023).

Des études ont également montré que la capacité à simuler mentalement des objets en mouvement est limitée. Notamment, certains travaux suggèrent qu'un seul objet pourrait être manipulé mentalement à la fois (Balaban & Ullman, 2024). Dès lors, nous pouvons nous poser la question suivante : lorsque nous rejouons mentalement un événement, est-ce qu'un seul élément évolue au cours du temps ou est-ce que nous alternons rapidement d'un objet/d'un élément à l'autre ? Cette interrogation renvoie également à la question du contenu des modèles d'événements et des processus par lequel ce dernier est extrait depuis l'environnement (p. ex., le rôle des fixations oculaires et des processus attentionnels ; Loschky et al., 2020). Cette question a déjà fait l'objet d'un certain nombre d'investigations dans le domaine de la compréhension des récits (Loschky et al., 2020). Ces travaux pourraient être d'une grande aide pour guider la recherche sur la construction des souvenirs de vie réelle.

2. Épisodique vs. Sémantique

La remémoration des événements de notre passé, leur relecture mentale, comprend un certain nombre d'éléments épisodiques (des détails sensoriels, des éléments spécifiques à un moment précis, un lieu, une occurrence particulière et spécifique d'un événement), mais également une part d'informations sémantiques (des connaissances générales, des scripts concernant le déroulement typique de certaines activités, des représentations concernant les caractéristiques physiques de certains objets, de certaines actions, etc.; Devitt et al., 2017; Diamond et al., 2020; Levine et al., 2002).

Les souvenirs sont souvent guidés par des schémas, des structures mentales qui aident à combler les détails manquants (Bartlett, 1932). Lorsqu'une personne tente de se souvenir d'une scène de la vie quotidienne, elle encode à la fois l'essence globale de la scène (le « *gist* ») et des détails spécifiques liés à certains objets. Le « *gist* » guide non seulement le choix des objets à mémoriser, mais influence également le rappel, amenant les individus à se souvenir d'objets cohérents avec le contexte de la scène, même s'ils n'étaient pas réellement présents (Brady et al., 2024). Les connaissances préalables, notamment sur les catégories d'objets, modulent également

le rappel de caractéristiques physiques telles que la taille ou la couleur. Lors de la remémoration, ces dernières tendent à être biaisées vers la valeur typique de la catégorie (Hemmer & Steyvers, 2009b) ou vers les représentations antérieures de l'objet si ce dernier est familier (Hemmer & Steyvers, 2009a). Ainsi, le système mnésique exploite les régularités de l'environnement pour améliorer la précision du rappel, combinant des souvenirs « bruités » avec des informations de catégories générales (Huttenlocher et al., 2000). La proportion d'éléments sémantiques au sein d'un événement remémoré peut varier en fonction de différents paramètres. Certains sont propres à l'individu. Les personnes âgées, par exemple, ont tendance à rapporter une proportion plus importante d'éléments sémantiques lorsqu'ils rappellent des événements (et donc une proportion moindre d'éléments épisodiques ; Levine et al., 2002).

La place de l'information sémantique dans la remémoration des souvenirs épisodiques a fait l'objet de nombreuses investigations, notamment dans le cadre des théories simulationnistes de la mémoire (Addis, 2020). Il est d'ailleurs généralement admis que la simulation mentale implique certaines formes de représentation mnésique sémantique telles que les catégories (des réseaux de concepts associés qui constituent à leur tour un ensemble de caractéristiques déterminantes), le « *gist* » des événements (une représentation abstraite des aspects centraux de l'événement, du thème de celui-ci), les récits (des représentations abstraites d'une séquence d'événement) et les schémas (des structures de connaissance de haut niveau qui organisent des formes de mémoire de niveau inférieur ; Addis, 2020).

L'influence de ces structures et du ratio entre les éléments épisodiques et sémantiques sur la résolution temporelle des souvenirs a reçu peu d'attention. Néanmoins, une étude récente a mis en évidence que les connaissances antérieures pourraient jouer un rôle important au niveau de la résolution temporelle avec laquelle nous nous remémorons les événements (Y. Wang et al., 2024). Dans cette étude, les participants visionnaient de courtes animations montrant des formes géométriques en mouvement. Un titre était associé à chaque animation et les participants devaient apprendre ce dernier. Les titres associaient les formes ambiguës à des objets qui, se déplacent soit vite soit lentement (p. ex., une lanterne chinoise monte dans le ciel vs. un feu d'artifice monte dans le ciel). Les participants devaient ensuite reproduire mentalement les vidéos puis décrire leur contenu. Les résultats ont montré que le temps pris par les participants pour reproduire mentalement les vidéos était plus long lorsque le titre de l'animation impliquait un objet lent vs un objet rapide. Le nombre de mots au sein des rappels verbaux, la durée des animations et le nombre de points de segmentation normatifs qu'elles contenaient étaient également positivement associés aux durées de reproduction mentale. Pris ensemble, selon les auteurs, ces résultats suggèrent que les souvenirs d'événement combinent des caractéristiques épisodiques, verbales et conceptuelles, ayant chacune une influence sur la durée de reproduction mentale (Y. Wang et al., 2024).

Le ratio entre les composants épisodiques et sémantiques des unités d'expérience pourrait également influencer la compression temporelle des souvenirs. Imaginons que vous ayez visité, une seule fois, le Louvre. Si vous essayez de revivre mentalement des parties de cette visite, votre remémoration inclura un grand nombre d'éléments spécifiques à cet événement.

Certaines connaissances antérieures, générales, par rapport à ce lieu, peuvent toutefois venir compléter vos souvenirs et/ou aider à la reconstruction mentale du déroulement des événements, et sous-tendre en partie la génération d'images mentales illustrant l'événement. Par contre, si quasiment chaque matin, depuis de nombreuses années, assis sur la même chaise dans la même cuisine, vous prenez à 7h un petit déjeuner composé (dans cet ordre) d'un verre d'eau, d'un toast nappé de confiture à la fraise et d'un café noir, la remémoration de votre petit déjeuner de ce matin comportera probablement une quantité importante d'éléments « non spécifiques », inférés sur base de vos connaissances sémantiques (concernant p. ex. l'agencement de votre cuisine, le fonctionnement de votre machine à café, les caractéristiques perceptuelles de la tasse que vous utilisez habituellement, de votre grille-pain, etc.). Les images mentales de votre petit déjeuner peuvent donc être construites, pour la plupart, sur base de connaissances sémantiques (de connaissances abstraites), de schémas mentaux. Toutefois, le souvenir de cet événement contiendra quand même probablement un certain nombre d'éléments spécifiques (un certain degré d'« épisodicité ») sur certains aspects de la situation propres à votre petit déjeuner de ce matin, des caractéristiques non partagées avec vos autres petits déjeuners (comme p. ex., la façon dont vous étiez habillé, le fait que vous avez reçu un SMS d'un ami, ou que vous avez reversé un peu d'eau par terre).

Plusieurs hypothèses pourraient être formulées concernant l'impact du ratio entre les composants épisodiques et sémantiques sur la compression temporelle. Premièrement, si l'« informativité » est le critère principal déterminant la résolution temporelle avec laquelle le flux continu de l'expérience est représenté en mémoire, nous pourrions raisonnablement émettre l'hypothèse que les souvenirs avec un haut niveau d'épisodicité (un grand nombre d'éléments spécifiques à un événement particulier) seraient moins comprimés. À l'inverse, les événements hautement congruents avec des schémas antérieurs, avec des 'scripts' mentaux, ne représentant qu'une occurrence supplémentaire d'un événement déjà vécu de nombreuses fois, de façon quasi identique, qui peut être reconstruit essentiellement sur base d'informations sémantiques, devraient quant à eux être fortement comprimés. Mais nous pourrions aussi considérer que si de nombreuses informations sémantiques, connaissances générales, scripts et schéma mentaux sont disponibles en mémoire (comme dans le cas d'un événement similaire à celui décrit dans l'exemple de petit déjeuner), elles pourraient permettre de rejouer mentalement le déroulement de l'événement de façon proche de la réalité même si les informations stockées en mémoire par rapport à cette occurrence particulière et spécifique sont peu nombreuses. La compression temporelle de l'événement serait donc plus faible. Dans ce cas de figure, la résolution temporelle de l'événement serait bonne, mais les images mentales générées ne seraient pas spécifiques, elles seraient des prototypes, des représentations « moyennées » construites au fil des différentes perceptions. Elles ne représenteraient pas les informations sensorielles perçues ce matin spécifiquement.

Cet aspect mériterait d'être pris en compte dans les futures études s'intéressant à la compression temporelle des souvenirs. En effet, les informations stockées en mémoire épisodique fournissent une source directe pour guider le rappel, mais ces informations peuvent être incomplètes ou imprécises. Les connaissances générales sur un événement passé peuvent être utiles pour combler les lacunes (Hemmer & Steyvers, 2009c). Un certain nombre de travaux

suggèrent que les individus pourraient en quelque sorte « compléter » les souvenirs pour lesquels peu d'éléments épisodiques sont disponibles. Le recours à l'information sémantique serait une sorte de mécanisme compensatoire permettant d'enrichir les traces pauvres en détails épisodiques (un mécanisme appelé *semantic completion* par certains ; Devitt et al., 2017; Fayyaz et al., 2022). Cette compensation, si elle n'est pas prise en compte, pourrait masquer certains aspects des relations entre des variables telles que la quantité de ressources de mémoire de travail disponible (en raison de différences interindividuelles de capacité ou bien des conditions de mémorisation) et la durée de relecture mentale des événements. La mémoire de travail pourrait, par exemple, être essentiellement impliquée dans l'encodage et la récupération des aspects épisodiques des souvenirs. Seulement, en raison de la « compensation sémantique », un déficit au niveau des informations épisodiques pourrait ne pas se refléter au niveau des durées de remémoration et du nombre d'unités d'expérience rappelées.

Notons également qu'une association positive entre les capacités de mémoire de travail et la durée des unités d'expérience rappelées pourrait s'expliquer tant par une meilleure habileté à accumuler/ encoder le flux sensoriel que par une meilleure habileté à compléter, à l'aide d'informations sémantiques, des représentations épisodiques lacunaires. Plus largement, afin d'acquérir une compréhension plus fine des mécanismes cognitifs déterminant la compression temporelle, nos mesures « globales » de durées de remémoration et d'unités d'expérience remémorées mériteraient, à l'avenir, d'être supplémentées par des évaluations plus détaillées du contenu de la relecture mentale.

D. Construction des souvenirs et discontinuités à de multiples échelles temporelles

À travers ce travail de thèse, nous avons (implicitement) considéré la mémoire de travail et la mémoire épisodique (et plus largement la mémoire à long terme) comme des systèmes distincts, bien qu'interdépendants. Cette dichotomie, quoique largement ancrée dans la littérature, ne fait pas l'unanimité (Cowan, 2008). Sans pour autant adopter une vue complètement unitaire de la mémoire, plusieurs modèles récents ont proposé que les traces mnésiques à court ou à long terme sont des représentations de même nature (Brady et al., 2024; Hasson et al., 2015). Par ailleurs, ces théories ont pour ambition de caractériser le fonctionnement de la mémoire de façon relativement globale et intégrative, notamment en ce qui concerne la construction des souvenirs de la vie quotidienne. Comme nous allons le voir, un certain nombre de processus que nous avons mis en évidence dans ce travail ne sont pas contradictoires avec les principes de ces modèles. Plutôt, ces théories permettent de jeter un autre regard sur nos résultats et de les situer dans un cadre conceptuel plus large.

1. Une vue continue et hiérarchique de la mémoire

Un certain nombre d'auteurs (p. ex., Baldassano et al., 2017; Brady et al., 2024; Hasson et al., 2015; Montemayor & Wittmann, 2014) soutiennent l'idée que notre système cognitif intègre le flux continu de l'expérience et construit des représentations porteuses de sens à plusieurs échelles temporelles et niveaux d'abstraction en parallèle. Ces différents niveaux seraient hiérarchiquement imbriqués et cette organisation hiérarchique aurait une influence majeure sur la construction des souvenirs. Les représentations formées à différents niveaux auraient des durées de stockage et d'accessibilité variées : plus l'échelle temporelle est longue et les représentations abstraites, plus la période de rétention serait longue (M. A. Conway, 2001, 2009). Ils nous semblent pertinent d'essayer de situer les modèles d'événements construits en mémoire de travail au sein de cette hiérarchie. Dans ce but, le « *Process Memory Framework* » proposé par Hasson et ses collaborateurs (2015) s'avère utile.

2. Le *Process Memory Framework*

Comme évoqué dans l'introduction théorique, le « *Process Memory Framework* » propose que les mêmes aires cérébrales (corticales) sont impliquées dans le traitement de l'information et sa rétention (c.-à-d. la mémoire). Cette idée se base sur le principe que, dans la vie réelle, les informations antérieures doivent continuellement être intégrées aux informations nouvellement perçues (ce qui nécessite l'intervention de la mémoire)⁵⁴. D'après ce modèle, ce que l'on appelle communément « trace mnésique maintenue en mémoire de travail » ou « souvenir épisodique » ne serait que différents états d'un même type de représentation. Selon ce cadre théorique, les informations en mémoire peuvent se trouver soit dans un état actif (mémoire de processus ; *process memory*), soit dans un état inactif (mémoire à long terme). Le concept de « mémoire de processus » fait référence aux informations antérieures actuellement utilisées pour traiter de nouvelles informations entrantes. Pour influencer ce traitement en cours, ces informations antérieures doivent être dans un état actif. Les informations actives se composent à la fois des données accumulées dans un circuit neuronal donné au cours d'un événement et d'un sous-ensemble de souvenirs à long terme activés pendant le traitement des nouvelles informations. Au regard de cette définition, les modèles d'événements qui nous ont intéressés tout au long de cette thèse pourraient être considérés comme une forme de mémoire de processus.

Comme abordé dans l'introduction théorique, Hasson et al. (2015) ont quantifié la durée pendant laquelle les représentations dans différentes couches corticales restent sensibles au contexte antérieur. Ils ont ainsi mis en évidence une hiérarchie de fenêtres temporelles réceptives où les zones sensorielles primaires retiennent l'information pour des durées courtes (quelques millisecondes), tandis que les zones associatives de plus haut niveau, comme le cortex pariétal et

⁵⁴ Notons que l'idée selon laquelle la mémoire immédiate est une capacité intrinsèque à chaque système de traitement cortical et que le stockage temporaire de l'information peut se produire dans chaque région cérébrale où des changements stables de l'efficacité synaptique (qui sous-tendent la mémoire à long terme) peuvent éventuellement se développer, n'est pas nouvelle. Cette conception est d'ailleurs soutenue par d'autres auteurs (Squire, 1986).

frontal, la conservent plus longtemps (jusqu'à plusieurs minutes). Ces auteurs suggèrent que les souvenirs se construisent de manière hiérarchique pendant la perception, grâce à une accumulation et une intégration continues des informations à travers ces différentes couches corticales.

Toujours selon le « *Process Memory Framework* », des processus supplémentaires sont nécessaires pour manipuler, contrôler et consolider l'information accumulée. Deux processus principaux interviennent : d'une part, les processus de contrôle attentionnel, soutenus par les circuits fronto-pariétaux (traditionnellement associés à la mémoire de travail) et d'autre part, les processus de liaison et de consolidation, soutenus par les circuits du lobe temporal médian (liés à la mémoire épisodique). Les premiers modèleraient les niveaux inférieurs de la hiérarchie tandis que les seconds interagiraient avec les plus hauts niveaux⁵⁵.

3. *Construction hiérarchique des souvenirs et compression temporelle*

En analysant les données d'activité cérébrale recueillies chez des individus regardant un épisode de série, Baldassano et al. (2017) ont mis en évidence la dynamique des activations cérébrales associées à la segmentation hiérarchique des événements (voir introduction théorique). Ils ont identifié un gradient de représentations d'événements allant de segments courts dans les zones sensorielles primaires à des segments plus longs, correspondant à ceux perçus par des observateurs humains, dans des zones telles que le cortex postéromédian et le gyrus angulaire. Il existe une correspondance étroite entre la hiérarchie corticale de segmentation mise en évidence par Baldassano et al. (2017) et la distribution des fenêtres temporelles réceptives révélée par Hasson et ses collaborateurs. Selon Baldassano et al. (2017), cette similitude indique que chaque région de la hiérarchie corticale pourrait traiter des informations sur une échelle temporelle spécifique, les intégrant ensuite en unités discrètes (*chunks*). Ces unités (*chunks*) seraient ensuite transférées à un niveau de traitement supérieur lors de points de segmentation. Ainsi, les événements détaillés, traités dans les zones corticales de bas niveau, seraient progressivement combinés pour former des représentations d'événements plus larges, couvrant des périodes allant

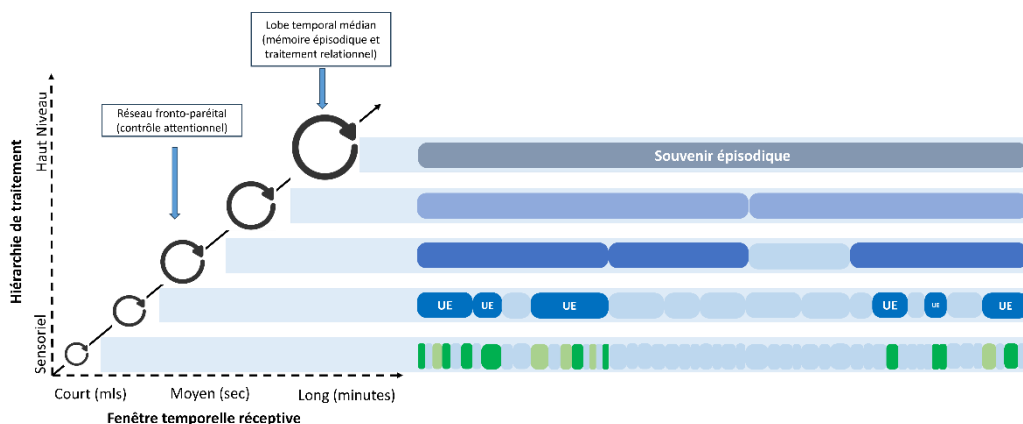
⁵⁵ Cette vue continue et hiérarchique de la mémoire est également partagée par d'autres cadres théoriques. Notamment, celui proposé par Brady et al. (2024). Selon ce dernier, la mémoire visuelle est fondamentalement imprécise : les représentations que nous en conservons sont toujours bruitées (*noisy representations*), ce qui empêche un rappel exact. La précision des souvenirs fluctue de manière continue en fonction de divers facteurs. Le système visuel contient une hiérarchie de représentations, devenant plus riches et complexes à mesure que l'on passe du cortex visuel primaire vers des régions plus intégratives. Toujours selon ce modèle, la mémoire de travail visuelle et la mémoire à long terme partagent les mêmes représentations mentales. Toutefois, selon les exigences des tâches, des processus cognitifs supplémentaires peuvent être sollicités pour manipuler ces représentations. La principale distinction entre la mémoire de travail et la mémoire à long terme réside dans l'utilisation active ou passive de ces représentations. La mémoire de travail demande une attention soutenue et active, alors que la mémoire à long terme repose sur l'usage passif de ces mêmes représentations. Les différences entre ces deux formes de mémoire ne sont donc pas structurelles, mais relèvent plutôt de leur utilisation.

de plusieurs secondes à quelques minutes, et pris en charge par les zones corticales de niveau supérieur (Baldassano et al., 2017).

Chaque couche corticale pourrait sous-tendre la segmentation à une échelle temporelle / un niveau de spécificité particulier. Chaque couche pourrait donc être associée à la construction d'un niveau de la hiérarchie des souvenirs. Il est possible que le temps pendant lequel l'information peut être accumulée à chaque niveau soit limité, donnant lieu à l'émergence de discontinuités temporelles dans l'unité transférée au niveau de traitement supérieur lorsque le temps entre deux points de segmentation (de ce niveau de finesse) dépasse cette limite (voir Figure 5).

Figure 5

Représentation hiérarchique (hypothétique) de la structure temporelle des événements en mémoire : construction et discontinuités à de multiples échelles temporelles



Note. Partie gauche : La hiérarchie du « *Process Memory framework* ». Adaptée de Hasson et al., 2015. La mémoire joue un rôle clé dans le fonctionnement de chaque région corticale, sans séparation entre les unités de traitement et celles de stockage de l'information. De plus, la durée du traitement (définie par la mesure de la fenêtre temporelle réceptive) s'allonge de manière topographique, allant des millisecondes dans les zones sensorielles primaires jusqu'à plusieurs minutes dans les zones de traitement supérieur. **Partie droite :** Représentation hiérarchique de la structure temporelle d'un souvenir épisodique. Chaque niveau est construit grâce à la mémorisation (accumulation) et au traitement (notamment la segmentation) de l'information dans une couche corticale particulière. L'accumulation de l'information pourrait être sujette à certaines limites, quel que soit le niveau/ la couche corticale, donnant lieu à des discontinuités temporelles au sein de chaque niveau de la hiérarchie des souvenirs. Les modèles d'événement construits en mémoire de travail pourraient correspondre aux représentations construites dans les couches corticales modulées par les processus attentionnels. La mémoire de travail permettrait l'intégration des informations accumulées à plusieurs échelles temporelles/ niveaux de spécificité en structures cohérentes (en modèles d'événement permettant d'interagir efficacement avec l'environnement). Les points de segmentations délimitant les unités de ce niveau de spécificité déclencheraient, via des mécanismes impliquant l'hippocampe, l'intégration de ces modèles à des structures mémorielles plus larges et davantage conceptuelles/sémantiques. MLS : milliseconde. UE : unité d'expérience.

Dans ce contexte, une étude particulièrement intéressante à réaliser impliquerait trois éléments principaux. Premièrement, une évaluation standardisée (globale) des capacités de mémoire de travail des participants. Deuxièmement, la réalisation d'une tâche de compression temporelle (telle que décrite dans les études 1 et 2) en IRMf. Troisièmement, pour chaque participant, une analyse des transitions entre différents patterns de stabilité de l'activité neuronale à travers les couches de la hiérarchie corticale (supposés refléter la segmentation du flux perceptuel à différents niveaux de spécificité) à l'aide de techniques telles que celles développées par Baldassano et al. (2017) ou Geerligts et al. (2021). Ces données nous permettraient d'évaluer différents points importants. Premièrement, tester si les capacités de mémoire de travail des individus prédisent la manière dont ils segmentent à certaines échelles temporelles particulières. Deuxièmement, déterminer quel niveau de segmentation prédit majoritairement la compression temporelle avec laquelle sont rejoués mentalement les événements et évaluer dans quelle mesure il varie en fonction des conditions de remémoration (p. ex., est-ce que les films doivent être rejoués mentalement en entier ou est-ce que seulement certains segments courts et spécifiques doivent être remémorés ?). Les mêmes questions pourraient être posées pour le nombre et la durée des unités d'expérience remémorées.

4. *La place des modèles d'événements*

Comme évoqué dans la section précédente (voir Figure 6), les modèles d'événement maintenus en mémoire de travail pendant la perception pourraient correspondre aux représentations construites dans les couches corticales modulées par les processus attentionnels. Ils incluraient des informations accumulées à plusieurs échelles temporelles/ niveaux de spécificité. Ils correspondraient donc à des événements relativement larges et seraient des représentations hiérarchiques. Ces deux éléments sont supportés par différents travaux.

Certains aspects du *Self-Memory System Framework* (voir chapitre I de l'introduction théorique) soutiennent l'idée que les souvenirs épisodiques se forment lors de la perception de points de segmentation de relativement haut niveau (*coarse* ; une idée soutenue par les données de Baldassano et al., 2017 ; voir également étude 4). Selon ce cadre théorique, les souvenirs épisodiques sont des enregistrements du traitement des buts à court terme et devraient donc se constituer aux moments où il y a un changement dans le traitement des objectifs. Ces souvenirs se forment aux jonctions des séquences d'actions, lorsque survient une modification majeure de l'objectif prédominant. Par exemple, en faisant une omelette, les sous-objectifs tels que casser chaque œuf ne sont pas des moments propices à la formation de souvenirs épisodiques. En revanche, finir de préparer son omelette et commence à la manger, selon ce cadre, devrait être un moment où les souvenirs épisodiques se forment (M. A. Conway, 2005). De plus, dans certains de ses articles, Conway souligne également le rôle de la mémoire de travail dans la formation de ces représentations de « haut niveau ». Selon lui, les souvenirs épisodiques sont des résumés des traitements sensoriels, perceptifs, conceptuels et affectifs issus de la mémoire de travail (M. A. Conway, 2001). Ces représentations se formeraient via le *buffer épisodique*, une composante du modèle de la mémoire de travail proposé par Baddeley (Baddeley, 2000; M. A. Conway, 2001, 2005). Le *buffer épisodique* peut être décrit comme un système temporaire capable de stocker des

informations sous une forme multidimensionnelle. Il intègre des informations provenant de diverses sources pour les organiser en épisodes cohérents, qui peuvent ensuite être récupérés consciemment. Le *buffer épisodique* joue un rôle essentiel dans l'apprentissage à long terme des souvenirs épisodiques et ses activités dépendraient du cortex préfrontal (Baddeley, 2000). Ces différents éléments suggèrent que c'est à des niveaux de traitement relativement élevés que la détection des points de segmentation contribuerait ainsi à la formation des épisodes en mémoire épisodique (Bilkey & Jensen, 2021).

5. Des modèles d'événement hiérarchiques

Les résultats que nous avons obtenus dans l'étude 4 suggèrent que les modèles d'événements pourraient être des représentations hiérarchiques : lorsque plusieurs événements d'un même niveau de spécificité se suivent, ces derniers pourraient être *chunkés* – recodés en des représentations plus synthétiques exemptes d'informations redondantes – permettant ainsi leur intégration en une représentation de plus haut niveau.

Les résultats d'études antérieures vont dans ce sens. Dans une étude où les participants regardaient et mémorisaient de simples animations, Faber et Gennari (2015) ont observé que, bien que la durée objective des animations restait inchangée, celles composées d'un plus grand nombre de sous événements et au sein desquels les sous-événements étaient moins similaires prenaient plus de temps à être reproduites mentalement. Plus précisément, au sein des animations, le nombre de sous-événements ainsi que leur degré de similitude prédisaient la longueur des reproductions mentales des événements. Pour les auteurs, ces résultats suggèrent, entre autres, que les événements qui se ressemblent ou se répètent sont regroupés en une seule représentation en mémoire alors que ceux qui sont différents ont tendance à être stockés séparément (Faber & Gennari, 2015). Silva et al. (2019) ont montré que, lorsqu'une scène d'un film est rappelée, le pattern d'activité EEG enregistré pendant les 10 dernières secondes de la scène est réactivé pendant les 2 premières secondes de remémoration. Ils ont également démontré que les patterns EEG spécifiques à un événement sont similaires d'un individu à l'autre. Cette réactivation pourrait être liée à la formation d'un « *chunk* » sur base de l'événement qui se termine. L'idée que, en raison de la capacité limitée de la mémoire de travail, les événements fins seraient *chunkés* et non accumulés comme une série d'entités distinctes, uniques et séparées a également été discutée par Güler et al. (2024).

Les modèles d'événements pourraient être des représentations hiérarchiques représentant l'information accumulée et intégrée au sein de plusieurs couches corticales (à plusieurs échelles temporelles et niveaux d'abstraction). La possibilité que la mémoire de travail permette la formation de représentations comprenant plusieurs niveaux est soutenue par des recherches dans le domaine de la mémoire de travail visuelle (bien que ces dernières aient utilisé des stimuli statiques). Elles mettent en lumière la possibilité de former des représentations hiérarchiquement organisées en mémoire de travail. Ces représentations incluraient des informations de différents niveaux de spécificité, englobant à la fois des éléments perceptifs et conceptuels (Allen et al., 2021). Les auteurs de cette étude ont testé deux hypothèses pour comprendre comment la mémoire de travail gère des informations sensorielles complexes en les

regroupant sous forme de « *chunks* ». Prenons l'exemple d'une tartine de pain grillé, représentée par un carré brun, et d'une confiture, représentée par un carré rouge. Si ces éléments n'ont pas de lien particulier, ils doivent être mémorisés séparément, chaque carré (pain et confiture) étant traité comme une entité distincte. Cependant, si cette combinaison rappelle un concept familier, comme une « tartine de pain grillé avec de la confiture », vous pouvez les regrouper sous ce *chunk* pour faciliter la mémorisation. La première hypothèse propose que la mémoire de travail conserve uniquement l'abstraction (« tartine avec confiture »), les détails sensoriels spécifiques (comme les nuances exactes de brun et de rouge) étant alors perdus ou accessibles seulement via la mémoire à long terme. À l'inverse, la deuxième hypothèse suggère que le *chunk* abstrait (« tartine avec confiture ») sert de repère pour structurer la mémoire, permettant de maintenir simultanément les détails sensoriels (comme les couleurs exactes du pain et de la confiture). Cette vision considère la mémoire de travail comme un système hiérarchique et distribué, où les abstractions et les informations sensorielles spécifiques sont conservées en parallèle. Les données collectées dans l'étude montrent que lorsqu'un *chunk* est utilisé pour encoder une partie d'une scène, cela permet également de capturer davantage d'informations de bas niveau (d'informations perceptives / sensorielles). Le *chunk* agirait comme un « point d'accroche », facilitant l'encodage et la récupération de ces informations dans la mémoire de travail, générant une représentation hiérarchique. Ainsi, cette recherche suggère que la capacité de la mémoire de travail ne se limite pas au nombre de *chunks* encodés, mais doit être comprise dans le contexte d'une hiérarchie complète des informations stockées (Allen et al., 2021).

Cette étude est intéressante à mettre en lien avec l'idée que, dans le contexte de la perception des événements continus, la perception des points de segmentation donne lieu à la formation d'« *event chunk* » (et de façon générale avec les résultats de l'étude 4). Lorsque cela se produit, l'événement touchant à sa fin – le segment du flux de l'expérience précédant le point de segmentation— est isolé / séparé / segmenté de la suite de l'input sensoriel, il est transféré en mémoire sous la forme d'unité discrète, porteuse de sens (p. ex., « j'ai fait du café »). Néanmoins, l'information sensorielle (la mémoire visuelle du café qui coule) n'est pas supprimée. À l'inverse, la présence de nombreux points de segmentation (la formation de nombreux *chunks*) permet de se remémorer les épisodes de façon plus complète (bien que chaque événement individuel subisse une compression). Il est probable que, dans le processus de construction des unités d'expérience, les détails sensoriels et les informations sémantiques qui y sont progressivement associées soient maintenus conjointement, de façon hiérarchique (comme décrit dans Allen et al, 2021). L'information sémantique associée aux informations sensorielles permettrait de les intégrer dans des représentations organisées, plus complexes. Les parties sémantiques et perceptuelles seraient intégrées / liées ensembles aux points de segmentation (un *chunk* serait alors formé).

Par ailleurs, la formation d'*event chunks* pourrait expliquer différents effets comportementaux typiquement associés à la perception des points de segmentation. Par exemple, parmi les travaux synthétisés par Clewett et al. (2019) et Clewett et Davachi (2017), un certain nombre montrent que différents items au sein d'un même événement sont jugés comme temporellement plus proches comparés à des items séparés par une même durée objective lors de la présentation, mais présentés dans des événements différents. À la lumière des résultats que

nous avons obtenus dans l'étude 4, cet effet pourrait s'expliquer par la compression de l'information intra-événement suivant le *chunking*. Les items faisant partie d'un même événement seraient jugés plus proches temporellement, car, au niveau de la trace mnésique, ils sont réellement plus proches (en raison des parties du déroulement interne de l'événement perdues pendant le processus de *chunking*).

E. Compression temporelle et récupération des souvenirs

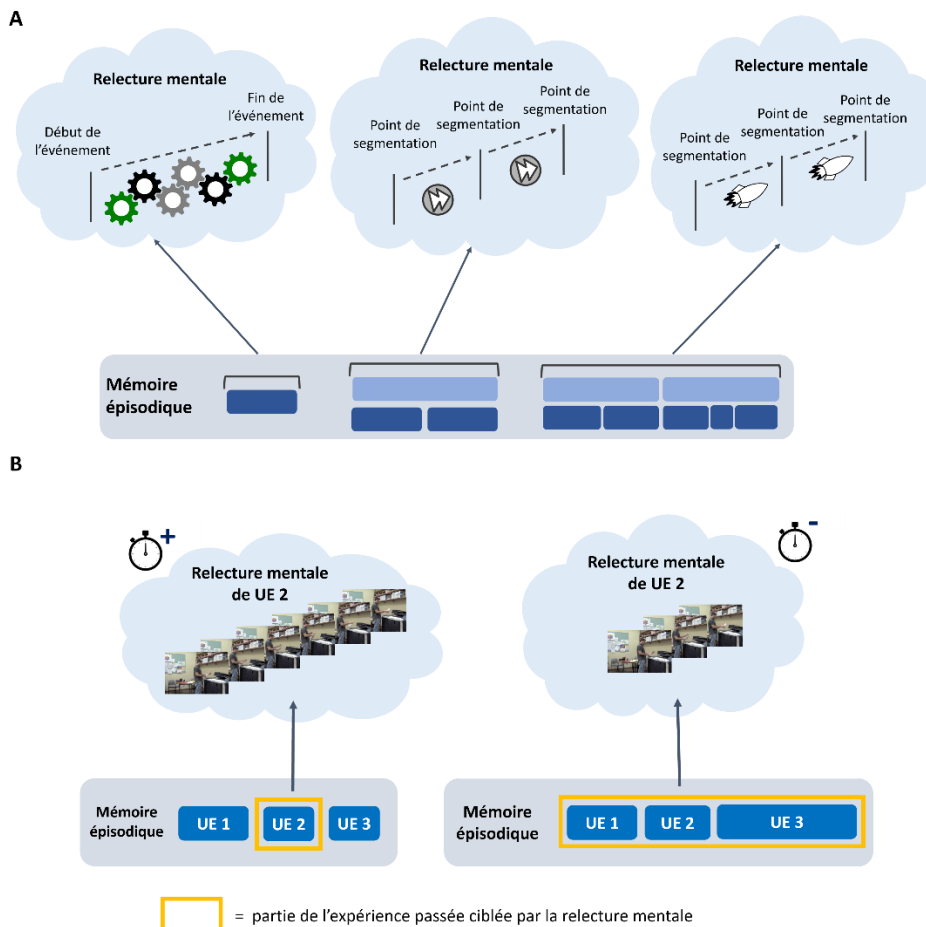
Suivant la philosophie du modèle de Jeunehomme et D'Argembeau (Jeunehomme & D'Argembeau, 2020) nous avons généralement abordé la compression temporelle comme un phénomène résultant de la manière dont les expériences passées sont représentées (de façon incomplète) en mémoire. Suivant cette logique, les événements continus seraient rejoués mentalement avec une durée plus courte que leur durée réelle car une certaine portion de leur déroulement est absente de leur représentation en mémoire (certaines unités d'expérience seraient incomplètes). Nous avons donc largement discuté des différents mécanismes par lesquels une partie du déroulement des événements continus pourrait être perdue pendant la formation des souvenirs et donc ne pas être encodée en mémoire épisodique. Il est toutefois important de noter que la proportion du déroulement des événements rejoués mentalement lors de la remémoration pourrait ne pas toujours refléter le niveau de détail avec lequel celui-ci est représenté en mémoire. Plus précisément, les événements pourraient ne pas toujours être rejoués mentalement avec le niveau de détail maximum permis par les informations stockées en mémoire. En effet, la vitesse avec laquelle nous simulons mentalement les événements pourrait être modulée de manière adaptative afin de maximiser le compromis entre la précision et la durée de la simulation (Arnold et al., 2016). Ainsi, la vitesse de simulation pourrait augmenter avec le nombre d'événements simulés, leur durée, leur niveau de spécificité, etc. Cette accélération pourrait notamment être obtenue en laissant tomber certaines informations « intra-événements » (c.-à-d. en passant plus rapidement d'un point de segmentation à un autre lors de la relecture mentale ; Michelmann et al., 2019, 2023). De ce point de vue, on peut suggérer que le niveau de résolution temporelle avec lequel les événements composant un épisode passé sont rejoués mentalement serait modulé en fonction de la cible de la remémoration (le niveau de spécificité de l'événement remémoré, sa durée, le nombre de sous-événements qu'il contient, etc. ; voir figure 6A). Un tel mécanisme pourrait expliquer, du moins en partie, les effets du nombre et de la durée des événements continus sur leur compression en mémoire, effets que nous avons observés dans les études 3 à 5 de cette thèse.

On peut également se demander comment l'accélération de la stimulation au sein de l'événement est mise en œuvre. Dans certains cas, lorsqu'un seul événement court et spécifique est remémoré, toutes les informations disponibles en mémoire pourraient être rejouées. Les changements sensoriels de bas niveau ponctuant le déroulement de l'événement seraient revus mentalement (autant que possible, selon la capacité de la mémoire de travail pour des événements continus, et en fonction de ce qui a été encodé en mémoire pendant la perception). Dans ce mode de simulation, durant la relecture mentale de l'unité d'expérience telle que « la serveuse a apporté le gâteau d'anniversaire », nous pourrions visualiser chaque étape de l'arrivée de la serveuse avec

le gâteau (si ce dernier a été entièrement encodé en mémoire). À l'inverse, lorsqu'un événement plus complexe (p. ex. composé de plusieurs sous-événements distincts) doit être rappelé, seul le point culminant de chaque événement serait rejoué mentalement en détail, tandis que le déroulement interne de chaque événement serait rejoué avec un niveau de résolution temporelle réduit, afin de permettre aux éléments principaux de la séquence d'événement d'être rappelés dans un délai raisonnable (figure 6A). Les deux types de simulation seraient centrés sur les moments correspondant aux points de segmentation, mais varieraient quant au niveau de détail avec lequel le déroulement intra-événement (c.-à-d. les informations entre les points de segmentation) est rejoué. En d'autres termes, une augmentation de la vitesse de simulation pourrait correspondre à un passage plus rapide entre les moments clés des événements simulés (c.-à-d. un déplacement mental plus rapide d'un point de segmentation à un autre ; voir Figure 6A). Cela pourrait être rendu possible en « passant » les moments redondants des événements (p. ex. une même action répétée plusieurs fois) lors de la relecture mentale, même s'ils sont représentés en mémoire (Figure 6B).

Figure 6

Modulation de la vitesse de simulation des événements



Note. **A.** La compression temporelle pourrait être modulée de manière adaptative afin de maximiser le compromis entre la précision et la durée de la simulation. Dans ce contexte, la vitesse de relecture mentale des informations intra-événements pourrait augmenter en fonction de différents facteurs tels que le nombre d'événements mémorisés, leur durée, leur niveau de spécificité, etc. Dans certains cas (partie gauche du schéma), le déroulement d'un événement pourrait être reconstruit lentement et correspondre approximativement à la perception (tant que sa durée ne dépasse pas la fenêtre temporelle de la mémoire de travail). Dans d'autres cas (partie droite du schéma), le déroulement intra-événement serait rejoué mentalement plus rapidement, ce qui donnerait lieu à une compression temporelle (même si la limite de capacité de la mémoire de travail n'est pas dépassée). **B.** Mécanisme hypothétique qui pourrait être à l'origine de l'accélération de la relecture mentale de l'information. *Partie gauche* : Le déroulement de l'événement est reconstitué au plus près de la perception (dans les limites de ce que permet la capacité de la mémoire de travail). L'évolution temporelle des différentes composantes de l'événement est rejouée mentalement, même si elles sont redondantes. Si la capacité de la mémoire de travail à représenter des événements continus n'est pas dépassée, la durée de mémorisation de l'événement correspondrait à la durée réelle de l'événement. *Partie droite* : entre les points de segmentation, la relecture mentale est accélérée par l'élimination des redondances (des sous-événements identiques). Par conséquent, une compression temporelle peut être observée même si la durée de l'événement ne dépasse pas la capacité de la mémoire de travail.

F. La mémoire de travail et la compression des événements futurs

Dans ce projet nous nous sommes intéressés aux processus cognitifs sous-tendant la compression temporelle des souvenirs épisodiques et, plus particulièrement, le rôle joué par la mémoire de travail. Bien que cela reste encore incertain, il est possible qu'un certain nombre des mécanismes mis en lumière dans cette thèse s'appliquent également à la simulation d'événements futurs anticipés. Cette question, selon nous, mériterait d'être investiguée dans de futures recherches.

Des études antérieures ont d'ores et déjà mis en avant que la compression temporelle n'est pas une caractéristique propre aux souvenirs épisodiques, cette dernière est également observable lors de la simulation mentale d'événements futurs. Par exemple, Jeunehomme et al. (2020) ont demandé à des participants de simuler mentalement à la fois des activités qu'ils venaient de réaliser (p. ex., « aller acheter un café dans un établissement voisin ») et des activités qu'ils allaient devoir réaliser par la suite. Les résultats ont montré que, en moyenne, les deux types de simulations étaient temporellement comprimées, elles avaient une durée inférieure au temps pris par les participants pour réaliser l'activité dans la réalité. Bien que les événements, que les participants anticipaient, étaient simulés avec des taux de compression globalement plus élevés, ces taux de compression étaient influencés par les mêmes facteurs que pour les événements remémorés (action vs. déplacement et par le nombre d'unités d'expérience remémorées). Cela suggère que des mécanismes similaires (au moins en partie) sous-tendent la compression temporelle des événements passés et futurs.

Dans une étude publiée en 2016, Arnold et al. ont mesuré le temps pris par des personnes pour simuler mentalement des déplacements. Dans une première phase, les participants devaient se familiariser avec une ville virtuelle. Dans une seconde phase, des paires de bâtiments étaient présentées aux participants. Ces derniers devaient effectuer mentalement le déplacement entre les deux bâtiments. Ils devaient ensuite réaliser le déplacement en question dans l'environnement virtuel (sur ordinateur). Le taux de compression temporelle a été mesuré en comparant le temps de simulation et celui du trajet réel. Les résultats ont montré que les participants prenaient entre 2,39 et 3,75 fois moins de temps pour simuler un trajet que pour le réaliser. Il est important de noter que les participants devaient simuler mentalement le chemin le plus rapide pour aller d'un point à un autre dans l'environnement virtuel. Les participants ne devaient donc pas se remémorer un événement particulier, mais bien construire une simulation mentale en recombinaison des informations qu'ils avaient apprises durant la première phase.

Dans ces deux études, il est possible que la compression temporelle observée résulte de discontinuités à un niveau conceptuel/narratif qui dépend du nombre d'unités d'expériences simulées mentalement par unité de temps. En effet, il n'est pas impossible que, spontanément, nous simulions un nombre d'unités d'expérience par unité de temps similaire à celui caractérisant nos souvenirs (que nous produisions des simulations dont la structure temporelle est similaire à celles de nos souvenirs d'événements passés). Cependant, d'autres travaux ont mis en évidence une compression pour des événements anticipés de nature essentiellement perceptuels. Dans une

étude utilisant l'IRMF, Ekman et al. (2017) ont constaté qu'après avoir familiarisé des participants avec une séquence spatiale (un point en mouvement), le fait de montrer le début de la séquence à ces participants déclenche une activité dans le cortex visuel (V1) qui ressemble à celle enregistrée lorsqu'ils visionnent les stimuli complets. Selon les auteurs, ce résultat suggère l'existence d'un mécanisme de prédiction automatique dans le cortex visuel primaire. De façon particulièrement intéressante pour notre propos, le « *preplay* » neuronal rapporté dans cette étude était temporellement comprimé par rapport au pattern d'activité enregistré lorsque les participants visionnaient l'ensemble du stimulus. Les résultats de cette étude laissent à penser que la compression temporelle pourrait être une propriété inhérente à la simulation mentale d'informations perceptivo-sensorielles étendues dans le temps. La compression temporelle pourrait être une propriété de la simulation mentale de contenu perceptivo-sensoriel quel que soit son sens, les informations conceptuelles qui lui sont associées (et même s'il n'en a pas). Elle serait inhérente à l'imagerie mentale pour des stimuli temporellement étendus en quelque sorte.

En résumé, tout comme les souvenirs épisodiques, la simulation d'événements futurs pourrait survenir en raison d'unités d'expérience manquantes et /ou par ce que le déroulement interne des unités d'expérience simulées est temporellement comprimé (incomplet). Ces deux mécanismes ne sont pas non plus mutuellement exclusifs. Il est possible que la compression soit inhérente à la simulation mentale d'événement et agisse, quel que soit leur niveau de spécificité (les mécanismes la sous-tendant seraient toutefois, probablement, différents en fonction dudit niveau de spécificité). Lors de la simulation d'un événement complexe, la compression pourrait avoir lieu simultanément à différents niveaux hiérarchiques (p. ex. au niveau narratif et au niveau perceptivo-sensoriel ; Al Roumi et al., 2021, 2023; Planton et al., 2021).

Bien que cela reste à tester, la mémoire de travail pourrait être impliquée de façon similaire dans la compression temporelle d'événements passés et d'événements anticipés (elle serait une caractéristique inhérente au voyage mental dans le temps et/ou au système de simulation épisodique). Outre le lien global entre mémoire de travail et imagerie mentale visuelle que nous avons développé ailleurs dans ce travail (voir introduction théorique, étude 4 et étude 5), certains travaux ont mis en avant une implication plus spécifique de la mémoire de travail dans la simulation d'événements anticipés.

En effet, certaines études suggèrent que la mémoire de travail est impliquée dans la construction de représentations mentales cohérentes d'événements futurs se produisant à un endroit et à un moment précis. Ces dernières ont révélé une association positive entre les scores des individus à des tâches de mémoire de travail et certaines caractéristiques des représentations qu'ils forment lors de la simulation mentale d'événements futurs : la quantité de détails épisodiques (Addis et al., 2008) et le niveau de spécificité (Hill & Emery, 2013). Le rôle de la mémoire de travail dans la compression (pour les événements anticipés) de plus bas niveau — pour des événements perceptuels continus — est également soutenu par des travaux récents.

Des études ont en effet montré que la capacité à simuler mentalement des objets en mouvement est limitée, notamment au niveau du nombre d'objets pouvant être manipulés mentalement. Pour certains auteurs, cette limite pourrait résulter du rôle de la mémoire de travail

dans ce type de simulation (Balaban & Ullman, 2024; Oberauer, 2002). Entre autres, le calcul du mouvement futur d'un objet nécessiterait une mise à jour constante, de façon sérielle, de la représentation de l'objet en mémoire de travail (Balaban et al., 2023, voir également Balaban & Ullman, 2024).

Dans une étude particulièrement intéressante de Ullman et Y. Wang (2023), les participants ont été exposés à une animation vidéo montrant un récipient cylindrique ainsi qu'un tube. La caméra se déplaçait pour donner une vue d'ensemble, après quoi de l'eau commençait à couler à un débit constant depuis le tube. Les chercheurs ont conçu 13 récipients différents, en ajustant les dimensions d'un récipient de base de manière à ce que le temps réel nécessaire pour remplir chaque récipient soit de 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 10, 13, 16, 19 ou 22 secondes. La tâche demandée aux participants consistait à regarder une vidéo dans laquelle du liquide était versé dans un récipient. Ils devaient alors appuyer sur un bouton dès qu'ils pensaient que le récipient était plein. Selon les auteurs, cette tâche requiert que les participants simulent mentalement la suite de l'action. Toujours selon les auteurs, ce type de simulation serait temporellement limitée en raison des ressources attentionnelles et de mémoire de travail, dont la quantité est restreinte. Ils ont émis l'hypothèse qu'il existait pour chaque participant un point de basculement, un moment précis où ceux-ci disposent encore de suffisamment de ressources pour simuler correctement la quantité de liquide dans le récipient, mais qu'au-delà de ce point, ils ne parviennent plus à le faire avec précision. Les résultats ont confirmé l'existence d'un tel « point de basculement ». Le point de basculement moyen se situait à 9,3 secondes, avec un intervalle de confiance à 95 % entre 8,0 et 10,7 secondes. Ensuite, élément particulièrement intéressant, ce point variait d'un individu à l'autre en fonction de leurs capacités de mémoire de travail : les participants ayant de meilleures performances à une tâche d'empan de chiffre (*digit-span*), avaient un point de basculement plus éloigné dans le temps (survenant à des durées plus élevées). Ainsi, cette étude suggère que la capacité à simuler mentalement une action pourrait être modulée par la capacité limitée de la mémoire de travail. Notons que l'évolution de la durée de simulation mentale avec la durée réelle rapportée dans cette étude est assez semblable à celle observée dans nos travaux. Les temps de réaction des participants étaient légèrement supérieurs au temps réel de remplissage pour les durées courtes (1 à 4 secondes), puis devenaient inférieurs pour les durées plus longues. De plus, l'augmentation du temps de réaction était très faible pour les temps de remplissage compris entre 13 et 22 secondes. Bien que le temps réel ait augmenté de 9 secondes sur cet intervalle, le temps de réaction des participants n'a augmenté que d'environ 3 secondes.

Ces différents éléments suggèrent que la compression temporelle pour les événements dépassant une certaine durée, telle qu'observée dans nos études, pourrait en partie refléter la capacité limitée de la mémoire de travail au niveau de la simulation d'événements continus (la simulation d'éléments perceptuels/d'objets évoluant au cours du temps) plutôt qu'au niveau de la construction des représentations mnésiques (Balaban & Ullman, 2024). Notons que la simulation pourrait également être limitée à un niveau sensoriel (les limitations de capacité pourraient s'étendre à différents niveaux de la hiérarchie du traitement perceptivo-sensoriel, maintenues simultanément ; Keogh & Pearson, 2017). Étant donné que la source d'informations servant de base à la simulation mentale est la mémoire (Hassabis & Maguire, 2007; Schacter & Addis, 2007),

il est également possible que les déviations (par rapport à la réalité physique) que l'on trouve au niveau des souvenirs (notamment en ce qui concerne l'évolution temporelle) soient reproduites au sein des simulations. Finalement, il est possible que la simulation mentale implique de façon systématique certaines simplifications (*shortcuts*) pour être plus économique en termes de temps et de ressources cognitives (Bass et al., 2021; Ullman et al., 2017).

Conclusion

Dans l'ensemble, ce travail de thèse a permis d'approfondir notre compréhension du phénomène de compression temporelle en mémoire épisodique. Plus largement, il apporte de nouveaux éléments venant compléter les modèles existants de la mémoire des événements. À travers cinq études aux approches à la fois différentes et complémentaires, nous avons commencé à lever le voile sur la manière dont la mémoire de travail et la segmentation des événements façonnent conjointement la structure temporelle des souvenirs. Les résultats des études réalisées suggèrent que la mémoire de travail influence à la fois le nombre et la durée des unités d'expérience composant les souvenirs épisodiques. La présence de nombreux changements (pouvant potentiellement être identifiés comme des points de segmentation) au cours du déroulement d'un événement permet aux individus de se le remémorer de façon plus détaillée (de se rappeler plus d'unités d'expérience). Néanmoins, tirer parti de ces changements semble nécessiter une certaine quantité de ressources de mémoire de travail. À l'inverse, lorsque le déroulement d'un événement est ponctué par un plus petit nombre de changements (lorsqu'il est composé de sous-événements longs et peu nombreux), les personnes ont tendance à se remémorer moins d'unités d'expériences. Toutefois, dans ce cas de figure, des capacités de mémoire de travail élevées permettent la remémoration d'unités d'expérience plus longues. Les données recueillies dans ce projet supportent également l'idée que la mémoire de travail est limitée dans sa capacité à représenter les événements continus (le flux sensoriel entre les points de segmentation). Cette capacité limitée pourrait expliquer la présence de discontinuités temporelles au sein des souvenirs : lorsqu'il s'écoule trop de temps entre la perception de deux points de segmentation, le déroulement de l'événement qu'ils délimitent ne serait que partiellement encodé en mémoire épisodique. Finalement, nos résultats suggèrent que certains points de segmentations initieraient l'intégration des modèles d'événements en mémoire à long terme tandis que d'autres participeraient à leur construction en mémoire de travail. Ces derniers permettraient de compenser en partie la capacité limitée de la mémoire de travail en formant des représentations plus synthétiques des événements à retenir. Outre ces différentes contributions théoriques, un certain nombre de questions qui mériteraient de faire l'objet de recherches futures a également émergé de ce travail de thèse. Notamment, quel rôle joue la mémoire de travail dans la compression temporelle d'événements futurs anticipés ? La mémoire de travail influence-t-elle majoritairement la compression temporelle pendant l'encodage ou pendant la récupération des souvenirs ? Comment s'organise le déroulement interne des unités d'expériences ? Quelle est la nature des informations qu'elles contiennent et leur organisation (potentiellement hiérarchique) ? Par quels sous-processus spécifiques la mémoire de travail contribue-t-elle à la construction des unités d'expérience ? Comment les unités d'expérience construites en mémoire de travail sont-elles progressivement intégrées à des représentations et structures mnésiques de plus en plus complexes ? Les méthodes d'évaluation de la structure temporelle des souvenirs et, particulièrement, de la durée des unités d'expériences, développées dans ce travail, pourront être d'une aide précieuse pour l'investigation de ces différentes questions.

Annexes

Annexe 1 : Informations supplémentaires à propos de l'étude "Working memory capacity for continuous events: the effects of delay and event duration"

Objectifs

Selon nos travaux précédents (p. ex., Leroy et al., 2023b), les discontinuités temporelles dans les souvenirs épisodiques pourraient résulter de la capacité limitée de la mémoire de travail à représenter des événements continus (c.-à-d. des événements sans points de segmentation). Nous avons observé que la compression temporelle des événements continus maintenus en mémoire de travail n'était pas systématique, mais apparaissait lorsque les événements dépassaient une certaine durée. Ce résultat suggère que, au-delà d'une certaine durée, les événements continus ne sont plus entièrement représentés en mémoire de travail. Selon des travaux récents (pour des revues, voir Bird, 2020; Loschky et al., 2020), les unités d'expérience (UE) représentant des événements passés en mémoire épisodique seraient formées lorsqu'un événement se termine et qu'un autre commence (c.-à-d. aux points de segmentation ; Kurby & Zacks, 2008), sur la base du contenu de la mémoire de travail (Q. Lu et al., 2022; Richmond et al., 2017). Par conséquent, les discontinuités temporelles au sein des souvenirs épisodiques pourraient résulter de l'encodage incomplet d'événements dont la durée dépasse la capacité de la mémoire de travail. Dans cette précédente étude, nous avons fait un pas supplémentaire dans la compréhension des processus cognitifs déterminant la résolution temporelle des UE. Bien que les résultats obtenus suggèrent un rôle clé de la capacité de la mémoire de travail, ils n'excluent pas l'intervention de processus de compression « post-mémoire de travail ». Notamment, la résolution temporelle des unités d'expérience pourrait diminuer avec le délai de remémoration.

Pour examiner cette possibilité, nous avons mesuré le temps pris par des participants pour rejouer mentalement des extraits vidéo montrant des personnes effectuant une action continue (durant 3, 6, 9, 12 ou 15 secondes). Différents extraits de chaque durée ont été rappelés soit immédiatement, soit après un délai de 15 secondes (occupé par une tâche distractive). Cela nous a permis de comparer les taux de compression temporelle pour un événement maintenu en mémoire de travail et pour un événement de même durée récupéré de la mémoire à long terme (ou tout du moins n'étant plus représenté en mémoire de travail). Notre objectif était de déterminer si la compression temporelle d'un événement récupéré en mémoire épisodique résulte uniquement du fait qu'il n'a pas été entièrement encodé (en raison de la limite de la capacité de la mémoire de travail) ou si elle dépendait en partie de processus ultérieurs.

Dans le prolongement de deux de nos études précédentes (Leroy et al., 2023b ; <https://osf.io/a6ydyj>), nous avons également continué d'explorer les relations entre la compression temporelle des événements continus en mémoire et les différences individuelles au niveau de la vivacité des images mentales visuelles.

Design de l'étude

Pour construire les stimuli, nous avons collecté 50 vidéos montrant une ou plusieurs personnes effectuant une action continue (p. ex., utiliser un cric) pendant au moins 15 secondes (sans interruption). La moitié d'entre elles provenaient de notre étude précédente sur la capacité de mémoire de travail pour les événements continus (Leroy et al., 2023b). L'autre moitié a été téléchargée depuis des sites hébergeant du contenu audiovisuel libre de droits (p. ex., <https://pixabay.com/>, <https://www.pexels.com/>). Ensuite, chaque film a été édité pour créer des versions de l'événement durant 3, 6, 9, 12 et 15 secondes. La version de 3 secondes correspondait aux trois premières secondes de la séquence, celle de 6 secondes aux six premières, et ainsi de suite.

Nos variables d'intérêt, la durée des événements à mémoriser (3, 6, 9, 12 ou 15 secondes) et la condition de rappel (immédiat vs différé), ont été manipulées selon un plan expérimental intra-sujets. Tous les participants ont été exposés à des essais de rappel immédiat et différé pour des stimuli de chaque durée. Au total, 50 essais (5 essais pour chacune des 5 durées x 2 conditions de rappel) ont été présentés à chaque participant. L'attribution des films aux durées et aux conditions de rappel a été contrebalancée entre les participants. L'ordre de présentation des essais était aléatoire. Chaque essai commençait par une croix de fixation de 2 secondes, suivie d'une vidéo. Les participants devaient visionner attentivement la vidéo, puis la rejouer mentalement, aussi précisément que possible (comme s'ils la revoyaient dans leur esprit). Le temps pris par les participants pour rejouer mentalement la vidéo a été mesuré en leur demandant d'appuyer sur la barre d'espace pour indiquer le début et la fin de leur remémoration. Pour les essais de type « rappel différé », les participants devaient effectuer une tâche de comptage à rebours entre la présentation des stimuli et la phase de remémoration (J. Brown, 1958; Evans & Baddeley, 2018; Peterson & Peterson, 1959; Vandierendonck, 2016). Un nombre à trois chiffres (entre 199 et 999) généré aléatoirement suivait immédiatement chaque vidéo, et les participants devaient compter à rebours à voix haute trois par trois jusqu'à ce que le mot « remémoration » apparaisse à l'écran.

Pour familiariser les participants avec la procédure, ils effectuaient 6 essais d'entraînement avant de commencer la tâche principale. Les vidéos présentées lors des essais d'entraînement n'ont pas été utilisées pour la tâche. Immédiatement après la tâche informatisée de mémoire, les participants ont complété la version française du VVIQ.

Procédure de collecte des données

Pour cette étude, nous avons recruté des participants âgés de 18 à 35 ans. Les participants ont été recrutés via des annonces sur les réseaux sociaux et le bouche-à-oreille. Les critères d'inclusion des participants étaient l'absence de prise de médicaments pouvant affecter la concentration, l'absence de troubles psychiatriques ou neurologiques diagnostiqués, et la maîtrise de la langue française. Les testings ont eu lieu dans une pièce calme, et les participants ont effectué la tâche sur un ordinateur portable via la plateforme Gorilla (<https://gorilla.sc/>), sous la supervision d'un expérimentateur.

Taille de l'échantillon

La taille cible de l'échantillon était de 90 participants. Si un participant n'avait pas terminé correctement la tâche, il était remplacé par un autre participant.

Critères d'exclusion

Les participants n'ayant pas terminé la tâche ont été exclus. Les essais expérimentaux pour lesquels il y avait un problème technique ont été exclus. Nous avons également retiré les essais avec une durée de remémoration mentale inférieure à 1 seconde ou supérieure à deux fois et demie la durée réelle de la séquence. Si plus de trois essais d'un type devaient être exclus pour un participant donné, ce participant était retiré.

Bibliographie

- Abelson, R. P. (1981). Psychological status of the script concept. *The American psychologist*, 36(7), 715-729. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.36.7.715>
- Addis, D. R. (2018). Are episodic memories special? On the sameness of remembered and imagined event simulation. *Journal of the Royal Society of New Zealand*, 48(2-3), 64-88. <https://doi.org/10.1080/03036758.2018.1439071>
- Addis, D. R. (2020). Mental Time Travel? A Neurocognitive Model of Event Simulation. *Review of Philosophy and Psychology*, 11(2), 233-259. <https://doi.org/10.1007/s13164-020-00470-0>
- Addis, D. R., Wong, A. T., & Schacter, D. L. (2008). Age-Related Changes in the Episodic Simulation of Future Events. *Psychological Science*, 19(1), 33-41. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.2008.02043.x>
- Al Roumi, F., Marti, S., Wang, L., Amalric, M., & Dehaene, S. (2021). Mental compression of spatial sequences in human working memory using numerical and geometrical primitives. *Neuron*, 109(16), 2627-2639.e4. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2021.06.009>
- Al Roumi, F., Planton, S., Wang, L., & Dehaene, S. (2023). Brain-imaging evidence for compression of binary sound sequences in human memory. *eLife*, 12, e84376. <https://doi.org/10.7554/eLife.84376>
- Albers, A. M., Kok, P., Toni, I., Dijkerman, H. C., & de Lange, F. P. (2013). Shared Representations for Working Memory and Mental Imagery in Early Visual Cortex. *Current Biology*, 23(15), 1427-1431. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2013.05.065>
- Allen, M. G., Destefano, I., & Brady, T. F. (2021). *Chunks are not "Content-Free" : Hierarchical Representations Preserve Perceptual Detail within Chunks* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/y5f82>
- Allman, M. J., Teki, S., Griffiths, T. D., & Meck, W. H. (2014). Properties of the internal clock: first- and second-order principles of subjective time. *Annual review of psychology*, 65, 743-771. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010213-115117>
- Altamura, M., Padalino, F. A., Mammarella, N., Fairfield, B., Balzotti, A., Di Domenico, A., Frisullo, E., & Bellomo, A. (2013). Are all forms of feature binding disturbed in schizophrenia? Evidence from a central vs. peripheral distinction in working memory. *Psychiatry Research*, 209(1), 9-14. <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2012.11.015>
- Andermane, N., Joensen, B. H., & Horner, A. J. (2021). Forgetting across a hierarchy of episodic representations. *Current Opinion in Neurobiology*, 67, 50-57. <https://doi.org/10.1016/j.conb.2020.08.004>
- Anderson, R. J., Dewhurst, S. A., & Nash, R. A. (2012). Shared cognitive processes underlying past and future thinking : The impact of imagery and concurrent task demands on event specificity. *Journal of Experimental Psychology. Learning, Memory, and Cognition*, 38(2), 356-365. <https://doi.org/10.1037/a0025451>

- Anderson, S. J., & Conway, M. A. (1993). Investigating the Structure of Autobiographical Memories. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 19(5), 1178-7796.
- Andonovski, N. (2022). Episodic representation : A mental models account. *Frontiers in Psychology*, 13, 899371. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.899371>
- Antony, J. W., Hartshorne, T. H., Pomeroy, K., Gureckis, T. M., Hasson, U., McDougle, S. D., & Norman, K. A. (2021). Behavioral, Physiological, and Neural Signatures of Surprise during Naturalistic Sports Viewing. *Neuron*, 109(2), 377-390.e7. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2020.10.029>
- Anthony, K., Wong, H. K., Lim, A., Sow, F., & Janssen, S. M. (2024). Examining the roles of visual imagery and working memory in the retrieval of autobiographical memories using a dual-task paradigm. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 77(3), 447-460. <https://doi.org/10.1177/17470218231200724>
- Anwyl-Irvine, A., Dalmaijer, E. S., Hodges, N., & Evershed, J. K. (2021). Realistic precision and accuracy of online experiment platforms, web browsers, and devices. *Behavior Research Methods*, 53(4), 1407-1425. <https://doi.org/10.3758/s13428-020-01501-5>
- Anwyl-Irvine, A. L., Massonnié, J., Flitton, A., Kirkham, N., & Evershed, J. K. (2020). Gorilla in our midst : An online behavioral experiment builder. *Behavior Research Methods*, 52(1), 388-407. <https://doi.org/10.3758/s13428-019-01237-x>
- Arifin, W. N. (2024). *Sample size calculator* [Logiciel]. Retrieved from <http://wnarifin.github.io>
- Arnold, A. E. G. F., Iaria, G., & Ekstrom, A. D. (2016). Mental simulation of routes during navigation involves adaptive temporal compression. *Cognition*, 157, 14-23. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2016.08.009>
- Aston, S., Negen, J., Nardini, M., & Beierholm, U. (2021). Central tendency biases must be accounted for to consistently capture Bayesian cue combination in continuous response data. *Behavior Research Methods*, 54(1), 508-521. <https://doi.org/10.3758/s13428-021-01633-2>
- Atkinson, R. C., & Shiffrin, R. M. (1968). Human Memory : A Proposed System and its Control Processes. In K. W. Spence & J. T. Spence (Éds.), *Psychology of Learning and Motivation* (Vol. 2, p. 89-195). Academic Press. [https://doi.org/10.1016/S0079-7421\(08\)60422-3](https://doi.org/10.1016/S0079-7421(08)60422-3)
- Auguie, B. (2017). *gridExtra : Miscellaneous Functions for « Grid » Graphics* [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=gridExtra>
- Axmacher, N., Haupt, S., Cohen, M. X., Elger, C. E., & Fell, J. (2009). Interference of working memory load with long-term memory formation. *European Journal of Neuroscience*, 29(7), 1501-1513. <https://doi.org/10.1111/j.1460-9568.2009.06676.x>

- Baayen, R. H., Davidson, D. J., & Bates, D. M. (2008). Mixed-effects modeling with crossed random effects for subjects and items. *Journal of Memory and Language*, 59(4), 390-412. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2007.12.005>
- Baddeley, A. (1998). Recent developments in working memory. *Current Opinion in Neurobiology*, 8(2), 234-238. [https://doi.org/10.1016/S0959-4388\(98\)80145-1](https://doi.org/10.1016/S0959-4388(98)80145-1)
- Baddeley, A. (2000). The episodic buffer : A new component of working memory? *Trends in Cognitive Sciences*, 4(11), 417-423. [https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(00\)01538-2](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(00)01538-2)
- Baddeley, A. (2003). Working memory : Looking back and looking forward. *Nature Reviews. Neuroscience*, 4(10), 829-839.
- Baddeley, A. (2012). Working memory : Theories, models, and controversies. *Annual Review of Psychology*, 63, 1-29. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120710-100422>
- Baddeley, A. & Andrade, J. (2000). Working memory and the vividness of imagery. *Journal of Experimental Psychology: General*, 129(1), 126-145. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.129.1.126>
- Baddeley, A., & Hitch, G. J. (1974). Working memory. In G. A. Bower (Ed.), *Recent Advances in Learning and Motivation* (Vol. 8, pp. 47-90). Academic Press.
- Baddeley, A., Lewis, V., & Vallar, G. (1984). Exploring the Articulatory Loop. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 36(2), 233-252. <https://doi.org/10.1080/14640748408402157>
- Baddeley, A., & Wilson, B. (1986). Amnesia, autobiographical memory, and confabulation. *Autobiographical memory.*, 225-252. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511558313.020>
- Bailey, H. R., Kurby, C. A., Giovannetti, T., & Zacks, J. M. (2013). Action perception predicts action performance. *Neuropsychologia*, 51(11), 2294-2304. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2013.06.022>
- Bailey, H. R., Kurby, C. A., Sargent, J. Q., & Zacks, J. M. (2017). Attentional focus affects how events are segmented and updated in narrative reading. *Memory & Cognition*, 45(6), 940-955. <https://doi.org/10.3758/s13421-017-0707-2>
- Balaban, H., Smith, K., Tenenbaum, J., & Ullman, T. D. (2023). *Electrophysiology reveals that intuitive physics guides visual tracking and working memory* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/pr4ym>
- Balaban, H., & Ullman, T. D. (2024). *The capacity limits of mental simulation* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/xzcmb>
- Balcı, F., Ünübol, H., Grondin, S., Sayar, G. H., Van Wassenhove, V., & Wittmann, M. (2023). Dynamics of retrospective timing : A big data approach. *Psychonomic Bulletin & Review*, 30, 1840–1847. <https://doi.org/10.3758/s13423-023-02277-3>

- Baldassano, C. (2023). Studying waves of prediction in the brain using narratives. *Neuropsychologia*, 189, 108664. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2023.108664>
- Baldassano, C., Chen, J., Zadbood, A., Pillow, J. W., Hasson, U., & Norman, K. A. (2017). Discovering Event Structure in Continuous Narrative Perception and Memory. *Neuron*, 95(3), 709-721.e5. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2017.06.041>
- Baldwin, D. A., & Kosie, J. E. (2021). How Does the Mind Render Streaming Experience as Events? *Topics in Cognitive Science*, 13(1), 79-105. <https://doi.org/10.1111/tops.12502>
- Bangert, A. S., Kurby, C. A., & Zacks, J. M. (2019). The influence of everyday events on prospective timing “in the moment”. *Psychonomic Bulletin & Review*, 26(2), 677-684. <https://doi.org/10.3758/s13423-018-1526-6>
- Barr, D. J., Levy, R., Scheepers, C., & Tily, H. J. (2013). Random effects structure for confirmatory hypothesis testing : Keep it maximal. *Journal of Memory and Language*, 68(3), 255-278. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2012.11.001>
- Barrouillet, P., Bernardin, S., & Camos, V. (2004). Time Constraints and Resource Sharing in Adults' Working Memory Spans. *Journal of Experimental Psychology: General*, 133(1), 83-100. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.133.1.83>
- Barsalou, L. W. (1988). The content and organization of autobiographical memories. Remembering reconsidered: *Ecological and traditional approaches to the study of memory.*, 193-243. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511664014.009>
- Bartlett, F. C. (1932). *Remembering: A study in experimental and social psychology*. Cambridge University Press.
- Bass, I., Smith, K. A., Bonawitz, E., & Ullman, T. D. (2021). Partial mental simulation explains fallacies in physical reasoning. *Cognitive Neuropsychology*, 38(7-8), 413-424. <https://doi.org/10.1080/02643294.2022.2083950>
- Bates, C. J., & Jacobs, R. A. (2020). Efficient data compression in perception and perceptual memory. *Psychological Review*, 127(5), 891-917. <https://doi.org/10.1037/rev0000197>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1). <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Bays, P. M., Catalao, R. F. G., & Husain, M. (2009). The precision of visual working memory is set by allocation of a shared resource. *Journal of Vision*, 9(10), 7.1-11. <https://doi.org/10.1167/9.10.7>
- Bays, P. M. & Masud Husain. (2008). Dynamic shifts of limited working memory resources in human vision. *Science (New York, N.Y.)*, 321(5890), 851-854. <https://doi.org/10.1126/science.1158023>

- Benoit, R. G., & Schacter, D. L. (2015). Specifying the core network supporting episodic simulation and episodic memory by activation likelihood estimation. *Neuropsychologia*, *75*, 450-457. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2015.06.034>
- Ben-Yakov, A., & Dudai, Y. (2011). Constructing Realistic Engrams : Poststimulus Activity of Hippocampus and Dorsal Striatum Predicts Subsequent Episodic Memory. *Journal of Neuroscience*, *31*(24), 9032-9042. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0702-11.2011>
- Ben-Yakov, A., Eshel, N., & Dudai, Y. (2013). Hippocampal immediate poststimulus activity in the encoding of consecutive naturalistic episodes. *Journal of Experimental Psychology: General*, *142*(4), 1255-1263. <https://doi.org/10.1037/a0033558>
- Berger, A., & Kiefer, M. (2021). Comparison of Different Response Time Outlier Exclusion Methods : A Simulation Study. *Frontiers in Psychology*, *12*, 675558. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.675558>
- Biderman, N., Bakkour, A., & Shohamy, D. (2020). What Are Memories For? The Hippocampus Bridges Past Experience with Future Decisions. *Trends in Cognitive Sciences*, *24*(7), 542-556. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2020.04.004>
- Bilkey, D. K., & Jensen, C. (2021). Neural Markers of Event Boundaries. *Topics in Cognitive Science*, *13*(1), 128-141. <https://doi.org/10.1111/tops.12470>
- Bird, C. M. (2020). How do we remember events? *Current Opinion in Behavioral Sciences*, *32*, 120-125. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2020.01.020>
- Bland, J. M., & Altman, D. G. (1999). Measuring agreement in method comparison studies. *Statistical Methods in Medical Research*, *8*, 135-160.
- Blankenship, A. B. (1938). Memory span : A review of the literature. *Psychological bulletin*, *35*(1), 1-25. <https://doi.org/10.1037/h0061086>
- Block, R. A., Grondin, S., & Zakay, D. (2018). Prospective and Retrospective Timing Processes: Theories, Methods, and Findings. In *Timing and Time Perception: Procedures, Measures, and Applications*. Leiden, The Netherlands: Brill. https://doi.org/10.1163/9789004280205_003
- Block, R. A., & Gruber, R. P. (2014). Time perception, attention, and memory : A selective review. *Acta Psychologica*, *149*, 129-133. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2013.11.003>
- Block, R. A., & Reed, M. A. (1978). Remembered Duration : Evidence for a Contextual-Change Hypothesis. *Journal of Experimental Psychology: Human Learning and Memory*, *4*(6), 656-665. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.4.6.656>
- Block, R. A., & Zakay, D. (1997). Prospective and retrospective duration judgments : A meta-analytic review. *Psychonomic Bulletin & Review*, *4*(2), 184-197. <https://doi.org/10.3758/BF03209393>

- Block, R. A., & Zakay, D. (2008). Timing and remembering the past, the present, and the future. In S. Grondin (Éd.), *Psychology of time* (p. 367-394). Emerald Group.
- Bolker, B., & Robinson, D. (2022). *broom.mixed : Tidying methods for mixed models* [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=broom.mixed>
- Boltz, M. G. (1995). Effects of event structure on retrospective duration judgments. *Perception & Psychophysics*, *57*(7), 1080-1096. <https://doi.org/10.3758/BF03205466>
- Bonasia, K., Blommestejn, J., & Moscovitch, M. (2016). Memory and navigation : Compression of space varies with route length and turns. *Hippocampus*, *26*(1), 9-12. <https://doi.org/10.1002/hipo.22539>
- Bonett, D. G. (2002). Sample Size Requirements for Testing and Estimating Coefficient Alpha. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, *27*(4), 335-340. <https://doi.org/10.3102/10769986027004335>
- Borrioni, C. G., & De Capitani, L. (2022). Some measures of kurtosis and their inference on large datasets. *AStA Advances in Statistical Analysis*, *106*(4), 573-607. <https://doi.org/10.1007/s10182-022-00442-y>
- Borst, G., Ganis, G., Thompson, W. L., & Kosslyn, S. M. (2012). Representations in mental imagery and working memory : Evidence from different types of visual masks. *Memory & Cognition*, *40*(2), 204-217. <https://doi.org/10.3758/s13421-011-0143-7>
- Brady, T. F., Konkle, T., & Alvarez, G. A. (2009). Compression in visual working memory : Using statistical regularities to form more efficient memory representations. *Journal of Experimental Psychology: General*, *138*(4), 487-502. <https://doi.org/10.1037/a0016797>
- Brady, T. F., Robinson, M. M., & Williams, J. R. (2024). Noisy and hierarchical visual memory across timescales. *Nature Reviews Psychology*, *3*(3), 147-163. <https://doi.org/10.1038/s44159-024-00276-2>
- Brauer, M., & Curtin, J. J. (2018). Linear mixed-effects models and the analysis of nonindependent data : A unified framework to analyze categorical and continuous independent variables that vary within-subjects and/or within-items. *Psychological Methods*, *23*(3), 389-411. <https://doi.org/10.1037/met0000159>
- Brewer, W. F. (1988). Qualitative analysis of the recalls of randomly sampled autobiographical events. *Practical aspects of memory: Current research and issues, Vol. 1: Memory in everyday life.*, 263-268.
- Brewer, W. F., & Pani, J. R. (1996). Reports of mental imagery in retrieval from long-term memory. *Consciousness and Cognition*, *5*(3), 265-287. <https://doi.org/10.1006/ccog.1996.0019>
- Brockmole, J. R. (Éd.). (2009). *The visual world in memory*. Psychology Press.

- Brown, G. D. A., Preece, T., & Hulme, C. (2000). Oscillator-based memory for serial order. *Psychological Review*, *107*(1), 127-181. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.107.1.127>
- Brown, J. (1958). Some Tests of the Decay Theory of Immediate Memory. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *10*(1), 12-21. <https://doi.org/10.1080/17470215808416249>
- Brown, V. A. (2021). An Introduction to Linear Mixed-Effects Modeling in R. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, *4*(1), 1-19. <https://doi.org/10.1177/25152459209>
- Brunec, I. K., Moscovitch, M., & Barense, M. D. (2018). Boundaries Shape Cognitive Representations of Spaces and Events. *Trends in Cognitive Sciences*, *22*(7), 637-650. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2018.03.013>
- Brysbaert, M., & Stevens, M. (2018). Power Analysis and Effect Size in Mixed Effects Models : A Tutorial. *Journal of Cognition*, *1*(1), 9. <https://doi.org/10.5334/joc.10>
- Burgess, N., & Hitch, G. J. (1999). Memory for serial order : A network model of the phonological loop and its timing. *Psychological Review*, *106*(3), 551-581. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.106.3.551>
- Buzsáki, G., & Llinás, R. (2017). Space and time in the brain. *Science (New York, N.Y.)*, *358*(6362), 482-485. <https://doi.org/10.1126/science.aan8869>
- Buzsáki, G., & Moser, E. I. (2013). Memory, navigation and theta rhythm in the hippocampal-entorhinal system. *Nature Neuroscience*, *16*(2), 130-138. <https://doi.org/10.1038/nn.3304>
- Cabeza, R., & Düzel, E. (2023). Endel tulving (1927–2023). *Science*, *382*(6677), 1365-1365. <https://doi.org/10.1126/science.adn2158>
- Cabeza, R., & St Jacques, P. (2007). Functional neuroimaging of autobiographical memory. *Trends in Cognitive Sciences*, *11*(5), 219-227. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2007.02.005>
- Caldwell, A. R. (2022). SimplyAgree : An R package and jamovi Module forSimplifying Agreement and Reliability Analyses. *Journal of Open Source Software*, *7*(71), 4148. <https://doi.org/10.21105/joss.04148>
- Carr, M. F., Jadhav, S. P., & Frank, L. M. (2011). Hippocampal replay in the awake state : A potential substrate for memory consolidation and retrieval. *Nature Neuroscience*, *14*(2), 147-153. <https://doi.org/10.1038/nn.2732>
- Ceja, C. R., & Franconeri, S. L. (2023). Difficulty limits of visual mental imagery. *Cognition*, *236*, 105436. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2023.105436>
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, *7*(3), 1247-1250. <https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014>

- Chalfonte, B. I., & Johnson, M. K. (1996). Feature memory and binding in young and older adults. *Memory & Cognition*, *24*(4), 403-416. <https://doi.org/10.3758/BF03200930>
- Chekaf, M., Cowan, N., & Mathy, F. (2016). Chunk formation in immediate memory and how it relates to data compression. *Cognition*, *155*, 96-107. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2016.05.024>
- Chen, J., Leong, Y. C., Honey, C. J., Yong, C. H., Norman, K. A., & Hasson, U. (2017). Shared memories reveal shared structure in neural activity across individuals. *Nature Neuroscience*, *20*(1), 115-125. <https://doi.org/10.1038/nn.4450>
- Chen, Z. S., & Wilson, M. A. (2023). How our understanding of memory replay evolves. *Journal of Neurophysiology*, *129*(3), 552-580. <https://doi.org/10.1152/jn.00454.2022>
- Cheng, S., Werning, M., & Suddendorf, T. (2016). Dissociating memory traces and scenario construction in mental time travel. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, *60*, 82-89. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2015.11.011>
- Chow, T. E., & Rissman, J. (2017). Neurocognitive mechanisms of real-world autobiographical memory retrieval : Insights from studies using wearable camera technology: Wearable cameras and autobiographical memory. *Annals of the New York Academy of Sciences*, *1396*(1), 202-221. <https://doi.org/10.1111/nyas.13353>
- Chow, T. E., Westphal, A. J., & Rissman, J. (2018). Multi-voxel pattern classification differentiates personally experienced event memories from secondhand event knowledge. *NeuroImage*, *176*, 110-123. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2018.04.024>
- Chung, Y. H., Schurgin, M. W., & Brady, T. F. (2023). The role of motion in visual working memory for dynamic stimuli : More lagged but more precise representations of moving objects. *Attention, Perception, & Psychophysics*, *85*(5), 1387-1397. <https://doi.org/10.3758/s13414-022-02635-8>
- Clark, A. (2013). Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. *Behavioral and Brain Sciences*, *36*(3), 181-204. [doi:10.1017/S0140525X12000477](https://doi.org/10.1017/S0140525X12000477)
- Clark, L. A., & Watson, D. (1995). Constructing validity : Basic issues in objective scale development. *Psychological Assessment*, *7*(3), 309-319.
- Clewett, D., & Davachi, L. (2017). The ebb and flow of experience determines the temporal structure of memory. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, *17*, 186-193. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.08.013>
- Clewett, D., DuBrow, S., & Davachi, L. (2019). Transcending time in the brain : How event memories are constructed from experience. *Hippocampus*, *29*(3), 162-183. <https://doi.org/10.1002/hipo.23074>

- Clewett, D., Gasser, C., & Davachi, L. (2020). Pupil-linked arousal signals track the temporal organization of events in memory. *Nature Communications*, *11*(1), 4007. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17851-9>
- Clewett, D., & Murty, V. P. (2019). Echoes of Emotions Past : How Neuromodulators Determine What We Recollect. *eNeuro*, *6*(2). <https://doi.org/10.1523/ENEURO.0108-18.2019>
- Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9780203771587>
- Collins, A. G. E. (2018). The Tortoise and the Hare : Interactions between Reinforcement Learning and Working Memory. *Journal of Cognitive Neuroscience*, *30*(10), 1422-1432. https://doi.org/10.1162/jocn_a_01238
- Collins, A. G. E., Albrecht, M. A., Waltz, J. A., Gold, J. M., & Frank, M. J. (2017). Interactions Among Working Memory, Reinforcement Learning, and Effort in Value-Based Choice : A New Paradigm and Selective Deficits in Schizophrenia. *Biological Psychiatry*, *82*(6), 431-439. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2017.05.017>
- Collins, A. G. E., Brown, J. K., Gold, J. M., Waltz, J. A., & Frank, M. J. (2014). Working Memory Contributions to Reinforcement Learning Impairments in Schizophrenia. *The Journal of Neuroscience*, *34*(41), 13747-13756. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0989-14.2014>
- Collins, A. G. E., & Frank, M. J. (2012). How much of reinforcement learning is working memory, not reinforcement learning? A behavioral, computational, and neurogenetic analysis: Working memory in reinforcement learning. *European Journal of Neuroscience*, *35*(7), 1024-1035. <https://doi.org/10.1111/j.1460-9568.2011.07980.x>
- Conway, A. R. A., Kane, M. J., Bunting, M. F., Hambrick, D. Z., Wilhelm, O., & Engle, R. W. (2005). Working memory span tasks : A methodological review and user's guide. *Psychonomic Bulletin & Review*, *12*(5), 769-786. <https://doi.org/10.3758/BF03196772>
- Conway, M. A. (1988). Images in autobiographical memory. In M. Denis, J. Engelkamp, & J. T. E. Richardson (Eds.), *Cognitive and neuropsychological approaches to mental imagery* (pp. 337-345). Martinus Nijhoff Publishing.
- Conway, M. A. (2001). Sensory-perceptual episodic memory and its context : Autobiographical memory. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, *356*(1413), 1375-1384. <https://doi.org/10.1098/rstb.2001.0940>
- Conway, M. A. (2005). Memory and the self. *Journal of Memory and Language*, *53*(4), 594-628. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2005.08.005>
- Conway, M. A. (2008). Exploring episodic memory exploring episodic memory. In E. Dere, A. Easton, L. Nadel, & J. P. Huston (Eds.), *Handbook of episodic memory* (Vol. 18, pp. 19-29). Amsterdam, The Netherlands: Elsevier.

- Conway, M. A. (2009). Episodic memories. *Neuropsychologia*, 47(11), 2305-2313.
<https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2009.02.003>
- Conway, M. A., & Fthenaki, A. (2000). Disruption and loss of autobiographical memory. In *Handbook of neuropsychology: Memory and its disorders, Vol. 2, 2nd ed.* (p. 281-312). Elsevier Science Publishers B.V.
- Conway, M. A., Justice, L. V., & D'Argembeau, A. (2019). The self-memory system revisited: Past, present, and future. In J. H. Mace (Ed.), *The organization and structure of autobiographical memory* (pp. 28–51). Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/oso/9780198784845.003.0003>
- Conway, M. A., & Pleydell-Pearce, C. W. (2000). The construction of autobiographical memories in the self-memory system. *Psychological Review*, 107(2), 261–288.
<https://doi.org/10.1037/0033-295X.107.2.261>
- Conway, M. A., & Pleydell-Pearce, C. W. (2000). The construction of autobiographical memories in the self-memory system. *Psychological Review*, 107(2), 261-288.
<https://doi.org/10.1037/0033-295x.107.2.261>
- Cousineau, D., & Chartier, S. (2010). Outliers detection and treatment : A review. *International Journal of Psychological Research*, 3(1), 58-67.
<https://doi.org/10.21500/20112084.844>
- Cowan, N. (2001). The magical number 4 in short-term memory: A reconsideration of mental storage capacity. *Behavioral and Brain Sciences*, 24(1), 87–114.
 doi:10.1017/S0140525X01003922
- Cowan, N. (2008). Chapter 20 What are the differences between long-term, short-term, and working memory? In W. S. Sossin, J.-C. Lacaille, V. F. Castellucci, & S. Belleville (Éds.), *Progress in Brain Research* (Vol. 169, p. 323-338). Elsevier.
[https://doi.org/10.1016/S0079-6123\(07\)00020-9](https://doi.org/10.1016/S0079-6123(07)00020-9)
- Cowan, N., Rouder, J. N., Blume, C. L., & Saults, J. S. (2012). Models of verbal working memory capacity : What does it take to make them work? *Psychological Review*, 119(3), 480-499. <https://doi.org/10.1037/a0027791>
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16(3), 297-334. <https://doi.org/10.1007/BF02310555>
- Curran, P. J., Obeidat, K., & Losardo, D. (2010). Twelve Frequently Asked Questions About Growth Curve Modeling. *Journal of Cognition and Development*, 11(2), 121-136.
<https://doi.org/10.1080/15248371003699969>
- Cutting, J. E. (1981). Six tenets for event perception. *Cognition*, 10(1), 71-78.
[https://doi.org/10.1016/0010-0277\(81\)90027-5](https://doi.org/10.1016/0010-0277(81)90027-5)

- Durmus, D. (2020). Spatial Frequency and the Performance of Image-Based Visual Complexity Metrics. *IEEE Access*, 8, 100111-100119. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2998292>
- D'Angiulli, A., & Reeves, A. (2007). The Relationship between Self-Reported Vividness and Latency during Mental Size Scaling of Everyday Items : Phenomenological Evidence of Different Types of Imagery. *The American Journal of Psychology*, 120(4), 521. <https://doi.org/10.2307/20445424>
- D'Argembeau, A. (2020). Zooming In and Out on One's Life : Autobiographical Representations at Multiple Time Scales. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 32(11), 2037-2055. https://doi.org/10.1162/jocn_a_01556
- D'Argembeau, A., Jeunehomme, O., & Stawarczyk, D. (2022). Slices of the past : How events are temporally compressed in episodic memory. *Memory*, 30(1), 43-48. <https://doi.org/10.1080/09658211.2021.1896737>
- D'Argembeau, A., & Van Der Linden, M. (2006). Individual differences in the phenomenology of mental time travel : The effect of vivid visual imagery and emotion regulation strategies. *Consciousness and Cognition*, 15(2), 342-350. <https://doi.org/10.1016/j.concog.2005.09.001>
- Daselaar, S. M., Rice, H. J., Greenberg, D. L., Cabeza, R., LaBar, K. S., & Rubin, D. C. (2008). The spatiotemporal dynamics of autobiographical memory : Neural correlates of recall, emotional intensity, and reliving. *Cerebral Cortex (New York, N.Y. : 1991)*, 18(1), 217-229. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhm048>
- Davidson, T. J., Kloosterman, F., & Wilson, M. A. (2009). Hippocampal Replay of Extended Experience. *Neuron*, 63(4), 497-507. <https://doi.org/10.1016/j.neuron.2009.07.027>
- De Brigard, F. (2014). Is memory for remembering? Recollection as a form of episodic hypothetical thinking. *Synthese*, 191(2), 155-185. <https://doi.org/10.1007/s11229-013-0247-7>
- Dean, G. M., Dewhurst, S. A., & Whittaker, A. (2008). Dynamic Visual Noise Interferes with Storage in Visual Working Memory. *Experimental Psychology*, 55(4), 283-289. <https://doi.org/10.1027/1618-3169.55.4.283>
- DeBruine, L. M., & Barr, D. J. (2021). Understanding Mixed-Effects Models Through Data Simulation. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 4(1), 1-15. <https://doi.org/10.1177/2515245920965119>
- Dempster, F. N. (1981). Memory span : Sources of individual and developmental differences. *Psychological bulletin*, 89(1), 63-100. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.89.1.63>
- Devitt, A. L., Addis, D. R., & Schacter, D. L. (2017). Episodic and semantic content of memory and imagination : A multilevel analysis. *Memory & Cognition*, 45(7), 1078-1094. <https://doi.org/10.3758/s13421-017-0716-1>

- Diamond, N. B., Armson, M. J., & Levine, B. (2020). The Truth Is Out There : Accuracy in Recall of Verifiable Real-World Events. *Psychological Science*, *31*(12), 1544-1556. <https://doi.org/10.1177/0956797620954812>
- Diamond, N. B., & Levine, B. (2020). Linking Detail to Temporal Structure in Naturalistic-Event Recall. *Psychological Science*, *31*(12), 1557-1572. <https://doi.org/10.1177/0956797620958651>
- Draschkow, D., Kallmayer, M., & Nobre, A. C. (2021). When Natural Behavior Engages Working Memory. *Current Biology*, *31*(4), 869-874.e5. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2020.11.013>
- DuBrow, S., & Davachi, L. (2016). Temporal binding within and across events. *Neurobiology of Learning and Memory*, *134*, 107-114. <https://doi.org/10.1016/j.nlm.2016.07.011>
- DuBrow, S., Rouhani, N., Niv, Y., & Norman, K. A. (2017). Does mental context drift or shift? *Current Opinion in Behavioral Sciences*, *17*, 141-146. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.08.003>
- Duffy, S., & Smith, J. (2018). Category effects on stimulus estimation : Shifting and skewed frequency distributions—A reexamination. *Psychonomic Bulletin & Review*, *25*(5), 1740-1750. <https://doi.org/10.3758/s13423-017-1392-7>
- Dutke, S. (2005). Remembered duration : Working memory and the reproduction of intervals. *Perception & Psychophysics*, *67*(8), 1404-1413. <https://doi.org/10.3758/BF03193645>
- Eade, J., Healy, H., Williams, J. M. G., Chan, S., Crane, C., & Barnhofer, T. (2006). Retrieval of autobiographical memories : The mechanisms and consequences of truncated search. *Cognition & Emotion*, *20*(3-4), 351-382. <https://doi.org/10.1080/02699930500342522>
- Eisenberg, M. L., & Zacks, J. M. (2016). Ambient and focal visual processing of naturalistic activity. *Journal of Vision*, *16*(2), 5. <https://doi.org/10.1167/16.2.5>
- Ekman, M., Kok, P., & De Lange, F. P. (2017). Time-compressed preplay of anticipated events in human primary visual cortex. *Nature Communications*, *8*(1), 15276. <https://doi.org/10.1038/ncomms15276>
- Engle, R. W. (2002). Working Memory Capacity as Executive Attention. *Current Directions in Psychological Science*, *11*(1), 19-23. <https://doi.org/10.1111/1467-8721.00160>
- Engle, R. W., Tuholski, S. W., Laughlin, J. E., & Conway, A. R. A. (1999). Working memory, short-term memory, and general fluid intelligence : A latent-variable approach. *Journal of Experimental Psychology. General*, *128*(3), 309-331. <https://doi.org/10.1037//0096-3445.128.3.309>
- Evans, K. K., & Baddeley, A. (2018). Intention, attention and long-term memory for visual scenes : It all depends on the scenes. *Cognition*, *180*, 24-37. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2018.06.022>

- Ezzayat, Y., & Davachi, L. (2011). What Constitutes an Episode in Episodic Memory? *Psychological Science*, 22(2), 243-252. <https://doi.org/10.1177/0956797610393742>
- Faber, M., & Gennari, S. P. (2015). In search of lost time : Reconstructing the unfolding of events from memory. *Cognition*, 143, 193-202. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2015.06.014>
- Fairhall, S. L., Albi, A., & Melcher, D. (2014). Temporal Integration Windows for Naturalistic Visual Sequences. *PLoS ONE*, 9(7), e102248. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102248>
- Fanuel, L., Plancher, G., & Piolino, P. (2020). Using More Ecological Paradigms to Investigate Working Memory : Strengths, Limitations and Recommendations. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14, 148. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.00148>
- Faul, F., Erdfelder, E., Lang, A.-G., & Buchner, A. (2007). G*Power 3 : A flexible statistical power analysis program for the social, behavioral, and biomedical sciences. *Behavior Research Methods*, 39(2), 175-191. <https://doi.org/10.3758/BF03193146>
- Fayyaz, Z., Altamimi, A., Zoellner, C., Klein, N., Wolf, O. T., Cheng, S., & Wiskott, L. (2022). A Model of Semantic Completion in Generative Episodic Memory. *Neural Computation*, 34(9), 1841-1870. https://doi.org/10.1162/neco_a_01520
- Feldt, L. S., Woodruff, D. J., & Salih, F. A. (1987). Statistical inference for coefficient alpha. *Applied Psychological Measurement*, 11(1), 93-103.
- Flores, S., Bailey, H. R., Eisenberg, M. L., & Zacks, J. M. (2017). Event segmentation improves event memory up to one month later. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 43(8), 1183-1202. <https://doi.org/10.1037/xlm0000367>
- Folville, A., Jeunehomme, O., Bastin, C., & D'Argembeau, A. (2020). The impact of age on the temporal compression of daily life events in episodic memory. *Psychology and Aging*, 35(4), 484-496. <https://doi.org/10.1037/pag0000456>
- Forsberg, A., Guitard, D., & Cowan, N. (2021). Working memory limits severely constrain long-term retention. *Psychonomic Bulletin & Review*, 28(2), 537-547. <https://doi.org/10.3758/s13423-020-01847-z>
- Foster, D. J., & Wilson, M. A. (2006). Reverse replay of behavioural sequences in hippocampal place cells during the awake state. *Nature*, 440(7084), 680-683. <https://doi.org/10.1038/nature04587>
- Foster, J. L., Shipstead, Z., Harrison, T. L., Hicks, K. L., Redick, T. S., & Engle, R. W. (2015). Shortened complex span tasks can reliably measure working memory capacity. *Memory & Cognition*, 43(2), 226-236. <https://doi.org/10.3758/s13421-014-0461-7>
- Fountas, Z., Sylaidi, A., Nikiforou, K., Seth, A. K., Shanahan, M., & Roseboom, W. (2022). A Predictive Processing Model of Episodic Memory and Time Perception. *Neural Computation*, 34(7), 1501-1544. https://doi.org/10.1162/neco_a_01514

- Fox, J., & Weisberg, S. (2019). *An R Companion to Applied Regression* (3rd éd.). Sage.
<https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion/index.html>
- Fox, M. C., Ericsson, K. A., & Best, R. (2011). Do procedures for verbal reporting of thinking have to be reactive? A meta-analysis and recommendations for best reporting methods. *Psychological Bulletin*, *137*(2), 316-344. <https://doi.org/10.1037/a0021663>
- Fraisse, P. (1984). Perception and estimation of time. *Annual Review of Psychology*, *35*, 1-36.
<https://doi.org/10.1146/annurev.ps.35.020184.000245>
- Franklin, M. S., Jonides, J., & Smith, E. E. (2009). Processing of order information for numbers and months. *Memory & Cognition*, *37*(5), 644-654.
<https://doi.org/10.3758/MC.37.5.644>
- Franklin, M. S., Smith, E. E., & Jonides, J. (2007). Distance effects in memory for sequences : Evidence for estimation and scanning processes. *Memory*, *15*(1), 104-116.
<https://doi.org/10.1080/09658210601149702>
- Fukuda, K., & Vogel, E. K. (2019). Visual short-term memory capacity predicts the « bandwidth » of visual long-term memory encoding. *Memory & Cognition*, *47*(8), 1481-1497. <https://doi.org/10.3758/s13421-019-00954-0>
- Fukuda, K., & Woodman, G. F. (2017). Visual working memory buffers information retrieved from visual long-term memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *114*(20), 5306-5311. <https://doi.org/10.1073/pnas.1617874114>
- Furman, O., Dorfman, N., Hasson, U., Davachi, L., & Dudai, Y. (2007). They saw a movie : Long-term memory for an extended audiovisual narrative. *Learning & Memory*, *14*(6), 457-467. <https://doi.org/10.1101/lm.550407>
- Gamer, M., Lemon, J., & Singh, P. (2019). *irr : Various Coefficients of Interrater Reliability and Agreement* [Logiciel]. <https://cran.r-project.org/web/packages/irr/>
- Garden, S., Cornoldi, C., & Logie, R. H. (2002). Visuo-spatial working memory in navigation. *Applied Cognitive Psychology*, *16*(1), 35-50. <https://doi.org/10.1002/acp.746>
- Gardini, S., Conconi, L., Pagliara, S., Ghetti, C., Venneri, A., & Caffarra, P. (2011). Visuo-Spatial Imagery Impairment in Posterior Cortical Atrophy : A Cognitive and SPECT Study. *Behavioural Neurology*, *24*, 547451. <https://doi.org/10.3233/BEN-2011-0279>
- Garsoffky, B., Huff, M., & Schwan, S. (2017). Mind the gap : Temporal discontinuities in observed activity streams influence perceived duration of actions. *Psychonomic Bulletin & Review*, *24*(5), 1627-1635. <https://doi.org/10.3758/s13423-017-1239-2>
- Garsoffky, B., & Schwan, S. (2020). Same action, different level : Descriptions of perceived or predicted actions depend on preceding temporal gaps in event streams. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *46*(10), 1868-1880.
<https://doi.org/10.1037/xlm0000855>

- Geary, R. C. (1936). Moments of the Ratio of the Mean Deviation to the Standard Deviation for Normal Samples. *Biometrika*, 28, 295-307.
- Geerligs, L., Van Gerven, M., & Güçlü, U. (2021). Detecting neural state transitions underlying event segmentation. *NeuroImage*, 236, 118085.
<https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2021.118085>
- Gelman, A., Hill, J., & Vehtari, A. (2020). *Regression and other stories*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781139161879>
- Gernsbacher, M. A. (1985). Surface information loss in comprehension. *Cognitive Psychology*, 17(3), 324-363. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(85\)90012-X](https://doi.org/10.1016/0010-0285(85)90012-X)
- Giavarina, D. (2015). Understanding Bland Altman analysis. *Biochemia Medica*, 25(2), 141-151. <https://doi.org/10.11613/BM.2015.015>
- Gibbon, J., Church, R. M., & Meck, W. H. (1984). Scalar Timing in Memory. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 423(1 Timing and Ti), 52-77.
<https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.1984.tb23417.x>
- Gohel, D., & Skintzos, P. (2023). *flextable : Functions for Tabular Reporting* [Logiciel].
<https://CRAN.R-project.org/package=flextable>
- Gonthier, C., Thomassin, N., & Roulin, J.-L. (2016). The composite complex span : French validation of a short working memory task. *Behavior Research Methods*, 48(1), 233-242. <https://doi.org/10.3758/s13428-015-0566-3>
- Green, P., & MacLeod, C. J. (2016). simr : An R package for power analysis of generalised linear mixed models by simulation. *Methods in Ecology and Evolution*, 7(4), 493-498.
<https://doi.org/10.1111/2041-210X.12504>
- Greenberg, D. L., & Knowlton, B. J. (2014). The role of visual imagery in autobiographical memory. *Memory & Cognition*, 42(6), 922-934. <https://doi.org/10.3758/s13421-014-0402-5>
- Greenberg, D. L., & Rubin, D. C. (2003). The Neuropsychology of Autobiographical Memory. *Cortex*, 39(4), 687-728. [https://doi.org/10.1016/S0010-9452\(08\)70860-8](https://doi.org/10.1016/S0010-9452(08)70860-8)
- Greene, N. R., Guitard, D., Forsberg, A., Cowan, N., & Naveh-Benjamin, M. (2024). Working memory limitations constrain visual episodic long-term memory at both specific and gist levels of representation. *Memory & Cognition*. <https://doi.org/10.3758/s13421-024-01593-w>
- Gruber, R. P., & Block, R. A. (2013). The flow of time as a perceptual illusion. *Journal of Mind and Behavior*, 34(1), 91-100.
- Güler, B., Adıgüzel, Z., Uysal, B., & Gunseli, E. (2023). *Discrete memories of a continuous world : A working memory perspective on event segmentation* [Preprint]. PsyArXiv.
<https://doi.org/10.31234/osf.io/4mx79>

- Güler, B., Adıgüzel, Z., Uysal, B., & Günseli, E. (2024). Discrete memories of a continuous world : A working memory perspective on event segmentation. *Current Research in Behavioral Sciences*, 6, 100145. <https://doi.org/10.1016/j.crbeha.2023.100145>
- Gümüş, G., Balcı, F. Working memory for time intervals: Another manifestation of the central tendency effect. *Psychon Bull Rev* 30, 2289–2295 (2023). <https://doi.org/10.3758/s13423-023-02324-z>
- Gunderson, L. F., & Gunderson, J. P. (2009). Working Memory and the Construction of Personal Experiences. In J. P. Gunderson & L. F. Gunderson (Éds.), *Robots, Reasoning, and Reification* (p. 1-13). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-87488-3_8
- Guttman, L. (1945). A basis for analyzing test-retest reliability. *Psychometrika*, 10, 255-282. <https://doi.org/10.1007/BF02288892>
- Hallgren, K. A. (2012). Computing Inter-Rater Reliability for Observational Data : An Overview and Tutorial. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 8(1), 23-34. <https://doi.org/10.20982/tqmp.08.1.p023>
- Haman, J., & Avery, M. (2020). *ciTools : Confidence or prediction intervals, quantiles, and probabilities for statistical models* [Logiciel]. <https://github.com/jthaman/ciTools>
- Hanson, C., & Hirst, W. (1989). On the Representation of Events : A Study of Orientation, Recall, and Recognition. *Journal of Experimental Psychology : General*, 118(2), 16-147.
- Hard, B. M., Recchia, G., & Tversky, B. (2011). The shape of action. *Journal of Experimental Psychology: General*, 140(4), 586-604. <https://doi.org/10.1037/a0024310>
- Hard, B. M., Tversky, B., & Lang, D. S. (2006). Making sense of abstract events : Building event schemas. *Memory & Cognition*, 34(6), 1221-1235. <https://doi.org/10.3758/BF03193267>
- Harrison, T. L., Shipstead, Z., Hicks, K. L., Hambrick, D. Z., Redick, T. S., & Engle, R. W. (2013). Working Memory Training May Increase Working Memory Capacity but Not Fluid Intelligence. *Psychological Science*, 24(12), 2409-2419. <https://doi.org/10.1177/0956797613492984>
- Hartley, T., Hurlstone, M. J., & Hitch, G. J. (2016). Effects of rhythm on memory for spoken sequences : A model and tests of its stimulus-driven mechanism. *Cognitive Psychology*, 87, 135-178. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2016.05.001>
- Hassabis, D., & Maguire, E. A. (2007). Deconstructing episodic memory with construction. *Trends in Cognitive Sciences*, 11(7), 299-306. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2007.05.001>

- Hasson, U., Chen, J., & Honey, C. J. (2015). Hierarchical process memory : Memory as an integral component of information processing. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(6), 304-313. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2015.04.006>
- Hasson, U., Yang, E., Vallines, I., Heeger, D. J., & Rubin, N. (2008). A Hierarchy of Temporal Receptive Windows in Human Cortex. *Journal of Neuroscience*, 28(10), 2539-2550. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.5487-07.2008>
- Healey, M. K., Long, N. M., & Kahana, M. J. (2019). Contiguity in episodic memory. *Psychonomic Bulletin & Review*, 26(3), 699-720. <https://doi.org/10.3758/s13423-018-1537-3>
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior; a neuropsychological theory*. (p. xix, 335). Wiley.
- Hedges, L. V., & Olkin, I. (1985). *Statistical Methods for Meta-Analysis* (1st ed.). Academic Press.
- Hellström, Å. (1985). The time-order error and its relatives : Mirrors of cognitive processes in comparing. *Psychological Bulletin*, 97(1), 35-61. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.97.1.35>
- Helme-Guizon, A. (1997). *Image, imagerie mentale et effets de la communication persuasive : Application à une oeuvre d'art incluse dans une annonce publicitaire* [PhD Thesis, Paris 9]. Theses.fr. <http://www.theses.fr/1997PA090004>
- Hemmer, P., & Steyvers, M. (2009a). A Bayesian account of reconstructive memory. *Topics in Cognitive Science*, 1(1), 189-202. <https://doi.org/10.1111/j.1756-8765.2008.01010.x>
- Hemmer, P., & Steyvers, M. (2009b). Integrating Episodic and Semantic Information in Memory for Natural Scenes. *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 31. <https://escholarship.org/uc/item/22c512rb>
- Hemmer, P., & Steyvers, M. (2009c). Integrating episodic memories and prior knowledge at multiple levels of abstraction. *Psychonomic Bulletin & Review*, 16(1), 80-87. <https://doi.org/10.3758/PBR.16.1.80>
- Henry, L., & Wickham, H. (2022). *purrr : Functional programming tools* [Logiciel]. <https://purrr.tidyverse.org/>
- Hepner, C. R., & Nozari, N. (2019). Resource allocation in phonological working memory : Same or different principles from vision? *Journal of Memory and Language*, 106, 172-188. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2019.03.003>
- Herbst, S. K., Mangione, I., Kononowicz, T., & van Wassenhove, V. (2021). *Abstracting time in memory* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/478cx>
- Heusser, A. C., Ezzyat, Y., Shiff, I., & Davachi, L. (2018). Perceptual boundaries cause mnemonic trade-offs between local boundary processing and across-trial associative

- binding. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 44(7), 1075-1090. <https://doi.org/10.1037/xlm0000503>
- Hill, P. F., & Emery, L. J. (2013). Episodic future thought : Contributions from working memory. *Consciousness and Cognition*, 22(3), 677-683. <https://doi.org/10.1016/j.concog.2013.04.002>
- Hinault, T., D'Argembeau, A., Bowler, D. M., La Corte, V., Desauvay, P., Provasi, J., Platel, H., Tran The, J., Charretier, L., Giersch, A., & Droit-Volet, S. (2023). Time processing in neurological and psychiatric conditions. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 154, 105430. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2023.105430>
- Hogendoorn, H. (2022). Perception in real-time : Predicting the present, reconstructing the past. *Trends in Cognitive Sciences*, 26(2), 128-141. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2021.11.003>
- Hollingworth, H. L. (1910). The Central Tendency of Judgment. *Journal of Philosophy, Psychology & Scientific Methods*, 7, 461-469. <https://doi.org/10.2307/2012819>
- Hooker, D. (1960), Plans and the structure of behavior. By George A. Miller, Eugene Galanter and Karl H. Pribram 1960. Henry Holt and company, New York. 226 pp. *J. Comp. Neurol.*, 115: 217-217. <https://doi.org/10.1002/cne.901150208>
- Howard, M. W., & Kahana, M. J. (1999). Contextual variability and serial position effects in free recall. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 25(4), 923-941. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.25.4.923>
- Howard, M. W., & Kahana, M. J. (2002). A Distributed Representation of Temporal Context. *Journal of Mathematical Psychology*, 46(3), 269-299. <https://doi.org/10.1006/jmps.2001.1388>
- Hox, J. J. (2010). *Multilevel analysis : Techniques and applications* (2. ed). Routledge, Taylor & Francis.
- Huff, M. J., Coane, J. H., Hutchison, K. A., Grasser, E. B., & Blais, J. E. (2012). Interpolated task effects on direct and mediated false recognition : Effects of initial recall, recognition, and the ironic effect of guessing. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 38(6), 1720-1730. <https://doi.org/10.1037/a0028476>
- Huff, M., Meitz, T. G. K., & Papenmeier, F. (2014). Changes in situation models modulate processes of event perception in audiovisual narratives. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 40(5), 1377-1388. <https://doi.org/10.1037/a0036780>
- Humphreys, G. W., & Sui, J. (2016). Attentional control and the self : The Self-Attention Network (SAN). *Cognitive Neuroscience*, 7(1-4), 5-17. <https://doi.org/10.1080/17588928.2015.1044427>

- Huttenlocher, J., Hedges, L. V., & Vevea, J. L. (2000). Why do categories affect stimulus judgment? *Journal of Experimental Psychology. General*, *129*(2), 220-241. <https://doi.org/10.1037//0096-3445.129.2.220>
- Jääskeläinen, I. P., Sams, M., Glerean, E., & Ahveninen, J. (2021). Movies and narratives as naturalistic stimuli in neuroimaging. *NeuroImage*, *224*, 117445. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2020.117445>
- Jafarpour, A., Buffalo, E. A., Knight, R. T., & Collins, A. G. E. (2022). Event segmentation reveals working memory forgetting rate. *iScience*, *25*(3), 103902. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2022.103902>
- Jazayeri, M., & Shadlen, M. N. (2010). Temporal context calibrates interval timing. *Nature Neuroscience*, *13*(8), 1020-1026. <https://doi.org/10.1038/nn.2590>
- Jenison, A., & Squire, L. R. (2012). Working memory, long-term memory, and medial temporal lobe function. *Learning & Memory*, *19*(1), 15-25. <https://doi.org/10.1101/lm.024018.111>
- Jeunehomme, O., & D'Argembeau, A. (2019). The time to remember : Temporal compression and duration judgements in memory for real-life events. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *72*(4), 930-942. <https://doi.org/10.1177/1747021818773082>
- Jeunehomme, O., & D'Argembeau, A. (2020). Event segmentation and the temporal compression of experience in episodic memory. *Psychological Research*, *84*(2), 481-490. <https://doi.org/10.1007/s00426-018-1047-y>
- Jeunehomme, O., & D'Argembeau, A. (2023). Memory editing : The role of temporal discontinuities in the compression of events in episodic memory editing. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *49*(5), 766-775. <https://doi.org/10.1037/xlm0001141>
- Jeunehomme, O., Folville, A., Stawarczyk, D., Van der Linden, M., & D'Argembeau, A. (2018). Temporal compression in episodic memory for real-life events. *Memory*, *26*(6), 759-770. <https://doi.org/10.1080/09658211.2017.1406120>
- Jeunehomme, O., Heinen, R., Stawarczyk, D., Axmacher, N., & D'Argembeau, A. (2022). Representational dynamics of memories for real-life events. *iScience*, *25*(11), 105391. <https://doi.org/10.1016/j.isci.2022.105391>
- Jeunehomme, O., Leroy, N., & D'Argembeau, A. (2020). The temporal compression of events during episodic future thinking. *Cognition*, *205*, 104416. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2020.104416>
- Johnson, P. C. D. (2014). Extension of Nakagawa & Schielzeth's R^2_{GLMM} to random slopes models. *Methods in Ecology and Evolution*, *5*(9), 944-946. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12225>

- Jonides, J., Lewis, R. L., Nee, D. E., Lustig, C. A., Berman, M. G., & Moore, K. S. (2008). The mind and brain of short-term memory. *Annual Review of Psychology*, *59*, 193-224. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.59.103006.093615>
- Joseph, S., Iverson, P., Manohar, S., Fox, Z., Scott, S. K., & Husain, M. (2015). Precision of working memory for speech sounds. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *68*(10), 2022-2040. <https://doi.org/10.1080/17470218.2014.1002799>
- Judd, C. M., Westfall, J., & Kenny, D. A. (2017). Experiments with More Than One Random Factor : Designs, Analytic Models, and Statistical Power. *Annual Review of Psychology*, *68*(1), 601-625. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-122414-033702>
- Kahana, M. J. (1996). Associative retrieval processes in free recall. *Memory & Cognition*, *24*(1), 103-109. <https://doi.org/10.3758/BF03197276>
- Kane, M. J., Hambrick, D. Z., Tuholski, S. W., Wilhelm, O., Payne, T. W., & Engle, R. W. (2004). The Generality of Working Memory Capacity : A Latent-Variable Approach to Verbal and Visuospatial Memory Span and Reasoning. *Journal of Experimental Psychology: General*, *133*(2), 189-217. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.133.2.189>
- Kassambara, A. (2020). *ggpubr : Ggplot2 Based Publication Ready Plots* [Logiciel]. <https://rpkgs.datanovia.com/ggpubr/>
- Kassambara, A. (2023). *ggpubr : Ggplot2 based publication ready plots* [Logiciel]. <https://rpkgs.datanovia.com/ggpubr/>
- Kavanagh, D. J., Freese, S., Andrade, J., & May, J. (2001). Effects of visuospatial tasks on desensitization to emotive memories. *The British Journal of Clinical Psychology*, *40*(3), 267-280. <https://doi.org/10.1348/014466501163689>
- Kemps, E., & Tiggemann, M. (2007). Modality-Specific Imagery Reduces Cravings for Food : An Application of the Elaborated Intrusion Theory of Desire to Food Craving. *Journal of experimental psychology. Applied*, *13*, 95-104. <https://doi.org/10.1037/1076-898X.13.2.95>
- Kenney, J. F., & Keeping, E. S. (1962). Root Mean Square. In *Mathematics of Statistics* (3rd ed, Vol. 1, p. 59-60). Van Nostrand, Princeton.
- Keogh, R., & Pearson, J. (2011). Mental Imagery and Visual Working Memory. *PLoS ONE*, *6*(12), e29221. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029221>
- Keogh, R., & Pearson, J. (2014). The sensory strength of voluntary visual imagery predicts visual working memory capacity. *Journal of Vision*, *14*(12), 7-7. <https://doi.org/10.1167/14.12.7>
- Keogh, R., & Pearson, J. (2017). The perceptual and phenomenal capacity of mental imagery. *Cognition*, *162*, 124-132. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2017.02.004>

- Koller, M. (2013). *Robust Estimation of Linear Mixed Models* [Doctoral thesis, ETH Zurich]. ETH Repository for Publications and Research Data. <https://doi.org/10.3929/ethz-a-007632241>
- Koller, M. (2016). *robustlmm* : An R Package for Robust Estimation of Linear Mixed-Effects Models. *Journal of Statistical Software*, 75(6). <https://doi.org/10.18637/jss.v075.i06>
- Koller, M. (2021). *robustlmm* : Robust Linear Mixed Effects Models [Logiciel]. <https://github.com/kollerma/robustlmm>
- Komsta, L., & Novomestky, F. (2022). *moments* : Moments, Cumulants, Skewness, Kurtosis and Related Tests [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=moments>
- Koo, T. K., & Li, M. Y. (2016). A Guideline of Selecting and Reporting Intraclass Correlation Coefficients for Reliability Research. *Journal of Chiropractic Medicine*, 15(2), 155-163. <https://doi.org/10.1016/j.jcm.2016.02.012>
- Kopf, J., Dresler, T., Reicherts, P., Herrmann, M. J., & Reif, A. (2013). The Effect of Emotional Content on Brain Activation and the Late Positive Potential in a Word n-back Task. *PLoS ONE*, 8(9), e75598. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0075598>
- Kosie, J. E., & Baldwin, D. (2019a). Attention rapidly reorganizes to naturally occurring structure in a novel activity sequence. *Cognition*, 182, 31-44. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2018.09.004>
- Kosie, J. E., & Baldwin, D. (2019b). Attentional profiles linked to event segmentation are robust to missing information. *Cognitive Research: Principles and Implications*, 4(1), 8. <https://doi.org/10.1186/s41235-019-0157-4>
- Kovarski, K., Dos Reis, J., Chevais, C., Hamel, A., Makowski, D., & Sperduti, M. (2022). Movie editing influences spectators' time perception. *Scientific Reports*, 12(1), 20084. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-23992-2>
- Kowialiewski, B., Lemaire, B., & Portrat, S. (2022). Between-item similarity frees up working memory resources through compression : A domain-general property. *Journal of Experimental Psychology: General*, 151(11), 2641-2665. <https://doi.org/10.1037/xge0001235>
- Kowialiewski, B., Lemaire, B., & Portrat, S. (2024). Similarity-Based Compression in Working Memory : Implications for Decay and Refreshing Models. *Computational Brain & Behavior*, 7(1), 163-180. <https://doi.org/10.1007/s42113-023-00179-0>
- Kumle, L., Vö, M. L.-H., & Draschkow, D. (2021). Estimating power in (generalized) linear mixed models : An open introduction and tutorial in R. *Behavior Research Methods*, 53(6), 2528-2543. <https://doi.org/10.3758/s13428-021-01546-0>
- Kurby, C. A., & Zacks, J. M. (2008). Segmentation in the perception and memory of events. *Trends in Cognitive Sciences*, 12(2), 72-79. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2007.11.004>

- Kurby, C. A., & Zacks, J. M. (2011). Age differences in the perception of hierarchical structure in events. *Memory & Cognition*, *39*(1), 75-91. <https://doi.org/10.3758/s13421-010-0027-2>
- Kuznetsova, A., Brockhoff, P. B., & Christensen, R. H. B. (2017). lmerTest Package : Tests in Linear Mixed Effects Models. *Journal of Statistical Software*, *82*(13). <https://doi.org/10.18637/jss.v082.i13>
- Lazartigues, L., Lavigne, F., Aguilar, C., Cowan, N., & Mathy, F. (2021). Benefits and pitfalls of data compression in visual working memory. *Attention, Perception, & Psychophysics*, *83*(7), 2843-2864. <https://doi.org/10.3758/s13414-021-02333-x>
- Lee, H., Bellana, B., & Chen, J. (2020). What can narratives tell us about the neural bases of human memory? *Current Opinion in Behavioral Sciences*, *32*, 111-119. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2020.02.007>
- Lejbak, L., Crossley, M., & Vrbancic, M. (2011). A male advantage for spatial and object but not verbal working memory using the n-back task. *Brain and Cognition*, *76*(1), 191-196. <https://doi.org/10.1016/j.bandc.2010.12.002>
- Lemaire, B., Robinet, V., & Portrat, S. (2012). Compression mechanisms in working memory. *Mathématiques et sciences humaines*, *199*, 71-84. <https://doi.org/10.4000/msh.12301>
- Lenth, R. V. (2016). Least-Squares Means : The R Package lsmeans. *Journal of Statistical Software*, *69*(1). <https://doi.org/10.18637/jss.v069.i01>
- Leroy, N. (2020). *Etude de l'influence de la segmentation et de la durée des événements sur la compression temporelle en mémoire épisodique* [Unpublished master's thesis, Université de Liège]. <https://matheo.uliege.be/handle/2268.2/10715>
- Leroy, N., Majerus, S., & D'Argembeau, A. (2023a). *The role of working memory capacity in the temporal compression of episodic memories : An individual differences approach* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/n9md5>
- Leroy, N., Majerus, S., & D'Argembeau, A. (2023b). *Working memory capacity for continuous events : The root of temporal compression in episodic memory?* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/k6f8g>
- Leroy, N., Majerus, S., & D'Argembeau, A. (2024a). The role of working memory capacity in the temporal compression of episodic memories : An individual differences approach. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*. <https://doi.org/10.1037/xlm0001350>
- Leroy, N., Majerus, S., & D'Argembeau, A. (2024b). Working memory capacity for continuous events : The root of temporal compression in episodic memory? *Cognition*, *247*, 105789. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2024.105789>

- Levin, D. T., & Simons, D. J. (1997). Failure to detect changes to attended objects in motion pictures. *Psychonomic Bulletin & Review*, 4(4), 501-506.
<https://doi.org/10.3758/BF03214339>
- Levine, B., Svoboda, E., Hay, J. F., Winocur, G., & Moscovitch, M. (2002). Aging and autobiographical memory : Dissociating episodic from semantic retrieval. *Psychology and Aging*, 17(4), 677-689.
- Lilienfeld, S., Lynn J.S., Ruscio,J., & Beyerstein, B.L. (2009). *50 Great myths of popular psychology*. Oxford, Angleterre : Wiley.
- Loschky, L. C., Larson, A. M., Smith, T. J., & Magliano, J. P. (2020). The Scene Perception & Event Comprehension Theory (SPECT) Applied to Visual Narratives. *Topics in Cognitive Science*, 12(1), 311-351. <https://doi.org/10.1111/tops.12455>
- Lu, M.-J., Zhong, W.-H., Liu, Y.-X., Miao, H.-Z., Li, Y.-C., & Ji, M.-H. (2016). Sample Size for Assessing Agreement between Two Methods of Measurement by Bland–Altman Method. *The International Journal of Biostatistics*, 12(2), 20150039.
<https://doi.org/10.1515/ijb-2015-0039>
- Lu, Q., Hasson, U., & Norman, K. A. (2022). A neural network model of when to retrieve and encode episodic memories. *eLife*, 11, e74445. <https://doi.org/10.7554/eLife.74445>
- Luck, S. J., & Vogel, E. K. (1997). The capacity of visual working memory for features and conjunctions. *Nature*, 390(6657), 279-281. <https://doi.org/10.1038/36846>
- Lüdecke, D. (2021). *sjstats : Statistical functions for regression models* [Logiciel].
<https://doi.org/10.5281/zenodo.1284472>
- Lüdecke, D. (2022). *sjPlot : Data visualization for statistics in social science* [Logiciel].
<https://strengjacke.github.io/sjPlot/>
- Lüdecke, D., Ben-Shachar, M., Patil, I., & Makowski, D. (2020). Extracting, Computing and Exploring the Parameters of Statistical Models using R. *Journal of Open Source Software*, 5(53), 2445. <https://doi.org/10.21105/joss.02445>
- Lüdecke, D., Ben-Shachar, M., Patil, I., Waggoner, P., & Makowski, D. (2021). performance : An R Package for Assessment, Comparison and Testing of Statistical Models. *Journal of Open Source Software*, 6(60), 3139. <https://doi.org/10.21105/joss.03139>
- Lüdecke, D., Makowski, D., Ben-Shachar, M. S., Patil, I., Waggoner, P., & Wiernik, B. M. (2023). *performance : Assessment of regression models performance* [Logiciel].
<https://easystats.github.io/performance/>
- Lüdecke, D., Waggoner, P., & Makowski, D. (2019). insight : A Unified Interface to Access Information from Model Objects in R. *Journal of Open Source Software*, 4(38), 1412.
<https://doi.org/10.21105/joss.01412>
- Lugtmeijer, S., de Haan, E. H. F., & Kessels, R. P. C. (2019). A comparison of visual working memory and episodic memory performance in younger and older adults. *Aging*,

- Neuropsychology, and Cognition*, 26(3), 387-406.
<https://doi.org/10.1080/13825585.2018.1451480>
- Luke, S. G. (2017). Evaluating significance in linear mixed-effects models in R. *Behavior Research Methods*, 49(4), 1494-1502. <https://doi.org/10.3758/s13428-016-0809-y>
- Ma, W. J., Husain, M., & Bays, P. M. (2014). Changing concepts of working memory. *Nature Neuroscience*, 17(3), 347-356. <https://doi.org/10.1038/nn.3655>
- Macrae, C. N., Visokomogilski, A., Golubickis, M., Cunningham, W. A., & Sahraie, A. (2017). Self-relevance prioritizes access to visual awareness. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 43(3), 438-443.
<https://doi.org/10.1037/xhp0000361>
- Madore, K. P., Jing, H. G., & Schacter, D. L. (2019). Selective effects of specificity inductions on episodic details : Evidence for an event construction account. *Memory*, 27(2), 250-260. <https://doi.org/10.1080/09658211.2018.1502322>
- Mahr, J. B. (2020). The dimensions of episodic simulation. *Cognition*, 196, 104085.
<https://doi.org/10.1016/j.cognition.2019.104085>
- Mailund, T. (2019). *Introducing Markdown and Pandoc : Using Markup Language and Document Converter* (1st ed.). Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5149-2>
- Majerus, S. (2010). Les multiples déterminants de la mémoire à court terme verbale : implications théoriques et évaluatives. *Développements : Revue Interdisciplinaire du Développement Cognitif Normal et Pathologique*, 4, 5-15.
- Majerus, S. (2013). Language repetition and short-term memory : an integrative framework. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7 (357). doi:10.3389/fnhum.2013.00357
- Majerus, S. (2014). L'évaluation de la mémoire à court terme. In X. Seron & M. Van Der Linden (Éds.), *Traité de neuropsychologie clinique de l'adulte* (2^e éd., Vol. 1, p. 167-177). De Boeck Solal.
- Majerus, S. (2019). Verbal working memory and the phonological buffer : The question of serial order. *Cortex*, 112, 122-133. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2018.04.016>
- Majerus, S., Van der Linden, M., Poncelet, M., & Metz-Lutz, M. -N. (2004). Can phonological and semantic short-term memory be dissociated? Further evidence from landau-kleffner syndrome. *Cognitive Neuropsychology*, 21(5), 491-512.
<https://doi.org/10.1080/02643290342000104>
- Makowski, D., Lüdecke, D., Patil, I., Thériault, R., Ben-Shachar, M. S., & Wiernik, B. M. (2023). *report : Automated reporting of results and statistical models* [Logiciel].
<https://easystats.github.io/report/>

- Marchetti G. (2014). Attention and working memory: two basic mechanisms for constructing temporal experiences. *Frontiers in psychology*, 5, 880.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00880>
- Mariola, A., Fountas, Z., Barnett, L., & Roseboom, W. (2022). *Event segmentation in continuous, naturalistic videos from model-based, data-driven, and human perspectives* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/t6fkg>
- Marks, D. F. (1972). Individual differences in the vividness of visual imagery and their effect on function. In P. W. Sheehan (Éd.), *The function and nature of imagery* (p. 83-108). Academic Press.
- Marks, D. F. (1973). Visual imagery differences and eye movements in the recall of pictures. *Perception & Psychophysics*, 14, 407-412. <https://doi.org/10.3758/BF03211175>
- Marks, D. F. (1999). Consciousness, mental imagery and action. *British Journal of Psychology*, 90(4), 567-585. <https://doi.org/10.1348/000712699161639>
- Martinelli, P., Sperduti, M., & Piolino, P. (2013). Neural substrates of the self-memory system : New insights from a meta-analysis. *Human Brain Mapping*, 34(7), 1515-1529.
<https://doi.org/10.1002/hbm.22008>
- Mason, F. (2022). *Inférence Statistique dans les Modèles Linéaires Mixtes avec estimation robuste, appliqués aux données longitudinales* [Doctoral thesis, Geneva University]. Open archive UNIGE. <https://archive-ouverte.unige.ch/unige:161871>
- Master, S. L., Eckstein, M. K., Gotlieb, N., Dahl, R., Wilbrecht, L., & Collins, A. G. E. (2020). Disentangling the systems contributing to changes in learning during adolescence. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 41, 100732.
<https://doi.org/10.1016/j.dcn.2019.100732>
- Mathy, F., & Feldman, J. (2012). What's magic about magic numbers? Chunking and data compression in short-term memory. *Cognition*, 122(3), 346-362.
<https://doi.org/10.1016/j.cognition.2011.11.003>
- Mathy, F., Friedman, O., & Gauvrit, N. (2023). Can compression take place in working memory without a central contribution of long-term memory? *Memory & Cognition*.
<https://doi.org/10.3758/s13421-023-01474-8>
- Matuschek, H., Kliegl, R., Vasishth, S., Baayen, H., & Bates, D. (2017). Balancing Type I error and power in linear mixed models. *Journal of Memory and Language*, 94, 305-315.
<https://doi.org/10.1016/j.jml.2017.01.001>
- Maxfield, L., Melnyk, W., & Hayman, G. (2008). A Working Memory Explanation for the Effects of Eye Movements in EMDR. *Journal of EMDR Practice and Research*, 2, 247-261. <https://doi.org/10.1891/1933-3196.2.4.247>
- McCabe, D. P. (2008). The role of covert retrieval in working memory span tasks : Evidence from delayed recall tests. *Journal of Memory and Language*, 58(2), 480-494.
<https://doi.org/10.1016/j.jml.2007.04.004>

- McClay, M., Sachs, M. E., & Clewett, D. (2023). Dynamic emotional states shape the episodic structure of memory. *Nature Communications*, *14*(1), 6533.
<https://doi.org/10.1038/s41467-023-42241-2>
- McDermott, K. B., Szpunar, K. K., & Christ, S. E. (2009). Laboratory-based and autobiographical retrieval tasks differ substantially in their neural substrates. *Neuropsychologia*, *47*(11), 2290-2298.
<https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2008.12.025>
- McDonald, R. P. (1999). *Test theory : A unified treatment*. L. Erlbaum Associates.
- McElree, B., & Doshier, B. A. (1989). Serial position and set size in short-term memory : The time course of recognition. *Journal of Experimental Psychology: General*, *118*(4), 346-373. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.118.4.346>
- McGatlin, K. C., Newberry, K. M., & Bailey, H. R. (2018). Temporal Chunking Makes Life's Events More Memorable. *Open Psychology*, *1*(1), 94-105.
<https://doi.org/10.1515/psych-2018-0007>
- McGraw, K. O., & Wong, S. P. (1996). Forming Inferences About Some Intraclass Correlation Coefficients. *Psychological Methods*, *1*(1), 30-46.
- Mckelvie, S. (1995). The VVIQ as a psychometric test of individual differences in visual imagery vividness : A critical quantitative review and plea for direction. *Journal of Mental Imagery*, *19*, 1-106.
- Memel, M., Woolverton, C. B., Bourassa, K., & Glisky, E. L. (2019). Working memory predicts subsequent episodic memory decline during healthy cognitive aging : Evidence from a cross-lagged panel design. *Aging, Neuropsychology, and Cognition*, *26*(5), 711-730. <https://doi.org/10.1080/13825585.2018.1521507>
- Michaelian, K. (2016). *Mental Time Travel : Episodic Memory and Our Knowledge of the Personal Past*. The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/10591.001.0001>
- Michelmann, S., Hasson, U., & Norman, K. A. (2023). Evidence That Event Boundaries Are Access Points for Memory Retrieval. *Psychological Science*, *34*(3), 326-344.
<https://doi.org/10.1177/09567976221128206>
- Michelmann, S., Staresina, B. P., Bowman, H., & Hanslmayr, S. (2019). Speed of time-compressed forward replay flexibly changes in human episodic memory. *Nature Human Behaviour*, *3*(2), 143-154. <https://doi.org/10.1038/s41562-018-0491-4>
- Miller, A. L., Gross, M. P., & Unsworth, N. (2019). Individual differences in working memory capacity and long-term memory : The influence of intensity of attention to items at encoding as measured by pupil dilation. *Journal of Memory and Language*, *104*, 25-42. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2018.09.005>
- Miller, G. A. (1956). The magical number seven plus or minus two : Some limits on our capacity for processing information. *Psychological Review*, *63*(2), 81-97.

- Mirman, D. (2014). *Growth curve analysis and visualization using R* (1st éd.). Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781315373218>
- Misra, P., Marconi, A., Peterson, M., & Kreiman, G. (2018). Minimal memory for details in real life events. *Scientific Reports*, 8(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-018-33792-2>
- Monfort, M., Vondrick, C., Oliva, A., Andonian, A., Zhou, B., Ramakrishnan, K., Bargal, S. A., Yan, T., Brown, L., Fan, Q., & Gutfreund, D. (2020). Moments in Time Dataset : One Million Videos for Event Understanding. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(2), 502-508. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2019.2901464>
- Monge, Z. A., Wing, E. A., Stokes, J., & Cabeza, R. (2018). Search and recovery of autobiographical and laboratory memories : Shared and distinct neural components. *Neuropsychologia*, 110, 44-54. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2017.07.030>
- Montemayor, C., & Wittmann, M. (2014). The Varieties of Presence : Hierarchical Levels of Temporal Integration. *Timing & Time Perception*, 2(3), 325-338. <https://doi.org/10.1163/22134468-00002030>
- Morrow, D. G., Bower, G. H., & Greenspan, S. L. (1989). Updating situation models during narrative comprehension. *Journal of memory and language.*, 28(3), 292-312. [https://doi.org/10.1016/0749-596X\(89\)90035-1](https://doi.org/10.1016/0749-596X(89)90035-1)
- Moscovitch, M. (1995). Recovered consciousness : A hypothesis concerning modularity and episodic memory. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 17(2), 276-290. <https://doi.org/10.1080/01688639508405123>
- Moulton, S. T., & Kosslyn, S. M. (2009). Imagining predictions : Mental imagery as mental emulation. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 364(1521), 1273-1280. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0314>
- Nakagawa, S., Johnson, P. C. D., & Schielzeth, H. (2017). The coefficient of determination R^2 and intra-class correlation coefficient from generalized linear mixed-effects models revisited and expanded. *The Royal Society Publishing*, 14. <http://dx.doi.org/10.1098/rsif.2017.0213>
- Nakagawa, S., & Schielzeth, H. (2013). A general and simple method for obtaining R^2 from generalized linear mixed-effects models. *Methods in Ecology and Evolution*, 4(2), 133-142. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00261.x>
- Nassar, M. R., Helmers, J. C., & Frank, M. J. (2018). Chunking as a rational strategy for lossy data compression in visual working memory. *Psychological Review*, 125(4), 486-511. <https://doi.org/10.1037/rev0000101>
- Newton, D. (1973). Attribution and the unit of perception of ongoing behavior. *Journal of Personality and Social Psychology*, 28(1), 28-38. <https://doi.org/10.1037/h0035584>

- Newton, D., & Engquist, G. (1976). The perceptual organization of ongoing behavior. *Journal of Experimental Social Psychology*, *12*(5), 436-450. [https://doi.org/10.1016/0022-1031\(76\)90076-7](https://doi.org/10.1016/0022-1031(76)90076-7)
- Newton, D., Engquist, G., & Bois, J. (1977). The Objective Basis of Behavior Units. *Journal of Personality and Social Psychology*, *35*(12), 847-862.
- Nolden, S., Turan, G., Güler, B., & Günseli, E. (2024). Prediction error and event segmentation in episodic memory. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, *157*, 105533. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2024.105533>
- Norris, D., & Kalm, K. (2021). Chunking and data compression in verbal short-term memory. *Cognition*, *208*, 104534. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2020.104534>
- Norris, D., Kalm, K., & Hall, J. (2020). Chunking and redintegration in verbal short-term memory. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *46*(5), 872-893. <https://doi.org/10.1037/xlm0000762>
- Nys, M., Hickmann, M., & Gyselinck, V. (2018). The role of verbal and visuo-spatial working memory in the encoding of virtual routes by children and adults. *Journal of Cognitive Psychology*, *30*(7), 710-727. <https://doi.org/10.1080/20445911.2018.1523175>
- Oberauer, K. (2002). Access to information in working memory : Exploring the focus of attention. *Journal of Experimental Psychology. Learning, Memory, and Cognition*, *28*(3), 411-421.
- Oberauer, K., Farrell, S., Jarrold, C., & Lewandowsky, S. (2016). What limits working memory capacity? *Psychological Bulletin*, *142*(7), 758-799. <https://doi.org/10.1037/bul0000046>
- Olkkonen, M., McCarthy, P. F., & Allred, S. R. (2014). The central tendency bias in color perception : Effects of internal and external noise. *Journal of Vision*, *14*(11), 5-5. <https://doi.org/10.1167/14.11.5>
- Ooms, J. (2022a). *av : Working with audio and video in R* [Logiciel]. <https://ropensci.r-universe.dev/av>
- Ooms, J. (2022b). *magick : Advanced graphics and image-processing in R* [Logiciel]. <https://docs.ropensci.org/magick/> <https://ropensci.r-universe.dev/magick>
- Ornstein, R. E. (1969). *On the Experience of Time*. Harmondsworth.
- Paivio, A. (1991). Dual coding theory : Retrospect and current status. *Canadian Journal of Psychology/Revue Canadienne de Psychologie*, *45*(3), 255-287. <https://doi.org/10.1037/h0084295>
- Pajkossy, P., Szöllösi, Á., & Racsmány, M. (2024). *Signals of memory building-blocks : Pupil-linked brain arousal predicts event segmentation and episodic memory* [Preprint]. Research Square. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4724189/v1>

- Palan, S., & Schitter, C. (2018). Prolific.ac—A subject pool for online experiments. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, *17*, 22-27. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2017.12.004>
- Pearson, J. (2019). The human imagination : The cognitive neuroscience of visual mental imagery. *Nature Reviews Neuroscience*, *20*(10), 624-634. <https://doi.org/10.1038/s41583-019-0202-9>
- Pearson, J., Rademaker, R. L., & Tong, F. (2011). Evaluating the Mind's Eye : The Metacognition of Visual Imagery. *Psychological Science*, *22*(12), 1535-1542. <https://doi.org/10.1177/0956797611417134>
- Peer, E., Rothschild, D., Gordon, A., Evernden, Z., & Damer, E. (2021). Data quality of platforms and panels for online behavioral research. *Behavior Research Methods*. <https://doi.org/10.3758/s13428-021-01694-3>
- Peterson, L., & Peterson, M. J. (1959). Short-term retention of individual verbal items. *Journal of Experimental Psychology*, *58*(3), 193-198. <https://doi.org/10.1037/h0049234>
- Pettijohn, K. A., Thompson, A. N., Tamplin, A. K., Krawietz, S. A., & Radvansky, G. A. (2016). Event boundaries and memory improvement. *Cognition*, *148*, 136-144. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2015.12.013>
- Picucci, L., Gyselinck, V., Piolino, P., Nicolas, S., & Bosco, A. (2013). Spatial mental models : The interaction of presentation format, task requirements and availability of working memory components. *Applied Cognitive Psychology*, *27*(3), 314-327. <https://doi.org/10.1002/acp.2909>
- Piolino, P. (2006). La mémoire autobiographique : Théorie et pratique en neuropsychologie. *Revue Québécoise de Psychologie*, *27*, 1-20.
- Plancher, G., Gyselinck, V., & Piolino, P. (2018). The Integration of Realistic Episodic Memories Relies on Different Working Memory Processes : Evidence from Virtual Navigation. *Frontiers in Psychology*, *9*, 47. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2018.00047>
- Planton, S., Van Kerkoerle, T., Abbi, L., Maheu, M., Meyniel, F., Sigman, M., Wang, L., Figueira, S., Romano, S., & Dehaene, S. (2021). A theory of memory for binary sequences : Evidence for a mental compression algorithm in humans. *PLOS Computational Biology*, *17*(1), e1008598. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1008598>
- Polyn, S. M., Norman, K. A., & Kahana, M. J. (2009). A context maintenance and retrieval model of organizational processes in free recall. *Psychological Review*, *116*(1), 129-156. <https://doi.org/10.1037/a0014420>
- Pöppel, E. (1997). A hierarchical model of temporal perception. *Trends in Cognitive Sciences*, *1*(2), 56-61. [https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(97\)01008-5](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(97)01008-5)
- Posit team. (2023). *RStudio : Integrated development environment for R* [Logiciel]. Posit Software, PBC. <http://www.posit.co/>

- Poynter, W. D. (1983). Duration judgment and the segmentation of experience. *Memory & Cognition*, *11*(1), 77-82. <https://doi.org/10.3758/BF03197664>
- Quinn, J. G., & McConnell, J. (1996). Irrelevant Pictures in Visual Working Memory. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *49A*(1), 200-215.
- R Core Team. (2020). *R: A language and environment for statistical computing* [Logiciel]. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- R Core Team. (2022). *R: A language and environment for statistical computing* [Logiciel]. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>
- Rabe-Hesketh, S., & Skrondal, A. (2012). *Multilevel and longitudinal modeling using Stata* (3rd ed). Stata Press Publication.
- Radvansky, G. A. (2017). Event segmentation as a working memory process. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, *6*(2), 121-123. <https://doi.org/10.1016/j.jarmac.2017.01.002>
- Radvansky, G. A., & Copeland, D. E. (2006). Walking through doorways causes forgetting : Situation models and experienced space. *Memory & Cognition*, *34*(5), 1150-1156. <https://doi.org/10.3758/BF03193261>
- Radvansky, G. A., Krawietz, S. A., & Tamplin, A. K. (2011). Walking through doorways causes forgetting : Further explorations. *Quarterly Journal of Experimental Psychology (2006)*, *64*(8), 1632-1645. <https://doi.org/10.1080/17470218.2011.571267>
- Radvansky, G. A., & Zacks, J. M. (2014). *Event Cognition*. Oxford University Press.
- Radvansky, G. A., & Zacks, J. M. (2017). Event boundaries in memory and cognition. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, *17*, 133-140. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.08.006>
- Raes, F., Hermans, D., Williams, M. G. J., Geypen, L., & Eelen, P. (2006). The effect of overgeneral autobiographical memory retrieval on rumination. *Psychologica Belgica*, *46*(1-2), 131-141. <https://doi.org/10.5334/pb-46-1-2-131>
- Ramzaoui, H., & Mathy, F. (2021). A compressibility account of the color-sharing bonus in working memory. *Attention, Perception, & Psychophysics*, *83*(4), 1613-1628. <https://doi.org/10.3758/s13414-020-02231-8>
- Raudenbush, Stephen W., & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical Linear Models Applications and Data Analysis Methods* (2^e éd.). Sage Publications.
- Redick, T. S., Broadway, J. M., Meier, M. E., Kuriakose, P. S., Unsworth, N., Kane, M. J., & Engle, R. W. (2012). Measuring Working Memory Capacity With Automated Complex Span Tasks. *European Journal of Psychological Assessment*, *28*(3), 164-171. <https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000123>

- Renoult, L., & Rugg, M. D. (2020). An historical perspective on Endel Tulving's episodic-semantic distinction. *Neuropsychologia*, *139*, 107366. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2020.107366>
- Revelle, W. (2023). *psych : Procedures for psychological, psychometric, and personality research* [Logiciel]. <https://personality-project.org/r/psych/>
- Revelle, W., & Condon, D. M. (2018). Reliability. In *The Wiley Handbook of Psychometric Testing* (p. 709-749). <https://doi.org/10.1002/9781118489772.ch23>
- Revelle, W., & Zinbarg, R. E. (2009). Coefficients Alpha, Beta, Omega, and the glb : Comments on Sijtsma. *Psychometrika*, *74*(1), 145-154. <https://doi.org/10.1007/s11336-008-9102-z>
- Richmond, L. L., Gold, D. A., & Zacks, J. M. (2017). Event perception : Translations and applications. *Journal of Applied Research in Memory and Cognition*, *6*(2), 111-120. <https://doi.org/10.1016/j.jarmac.2016.11.002>
- Richmond, L. L., & Zacks, J. M. (2017). Constructing Experience : Event Models from Perception to Action. *Trends in Cognitive Sciences*, *21*(12), 962-980. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2017.08.005>
- Ricker, T. J., Vergauwe, E., & Cowan, N. (2016). Decay Theory of Immediate Memory : From Brown (1958) to Today (2014). *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *69*(10), 1969-1995. <https://doi.org/10.1080/17470218.2014.914546>
- Roberts, R. P., Schacter, D. L., & Addis, D. R. (2018). Scene Construction and Relational Processing : Separable Constructs? *Cerebral Cortex*, *28*(5), 1729-1732. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhx081>
- Robinson, S. J., & Brewer, G. (2016). Performance on the traditional and the touch screen, tablet versions of the Corsi Block and the Tower of Hanoi tasks. *Computers in Human Behavior*, *60*, 29-34. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.02.047>
- Ros, L., Latorre, J. M., & Serrano, J. P. (2010). Working memory capacity and overgeneral autobiographical memory in young and older adults. *Neuropsychology, Development, and Cognition. Section B, Aging, Neuropsychology and Cognition*, *17*(1), 89-107. <https://doi.org/10.1080/13825580903042650>
- Roseboom, W., Fountas, Z., Nikiforou, K., Bhowmik, D., Shanahan, M., & Seth, A. K. (2019). Activity in perceptual classification networks as a basis for human subjective time perception. *Nature Communications*, *10*(1), 267. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-08194-7>
- Roseboom, W., Seth, A., Sherman, M. T., & Fountas, Z. (2022). *The Perception of Time in Humans, Brains, and Machines* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/c7vzx>
- RStudio Team. (2020). *RStudio : Integrated development environment for R*. RStudio, Inc. <http://www.rstudio.com/>

- Rubin, D. C. (2005). A Basic-Systems Approach to Autobiographical Memory. *Current Directions in Psychological Science*, 14(2), 79-83. <https://doi.org/10.1111/j.0963-7214.2005.00339.x>
- Rubin, D. C. (2006). The Basic-Systems Model of Episodic Memory. *Perspectives on Psychological Science*, 1(4), 277-311. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6916.2006.00017.x>
- Rubin, D. C., & Umanath, S. (2015). Event memory : A theory of memory for laboratory, autobiographical, and fictional events. *Psychological Review*, 122(1), 1-23. <https://doi.org/10.1037/a0037907>
- Rubin, D. C., & Wenzel, A. E. (1996). One Hundred Years of Forgetting : A Quantitative Description of Retention. *Psychological Review*, 103(4), 734-760.
- Rui, Y., & Anandan, P. (2000). Segmenting visual actions based on spatio-temporal motion patterns. *Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2000 (Cat. No.PR00662)*, 1, 111-118. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2000.855807>
- Ryan, L. J. (2011). Temporal context affects duration reproduction. *Journal of Cognitive Psychology*, 23(1), 157-170. <https://doi.org/10.1080/20445911.2011.477812>
- Saarela, T. P., Niemi, S. M., & Olkkonen, M. (2023). Independent short- and long-term dependencies in perception. *Journal of Vision*, 23(5), 12. <https://doi.org/10.1167/jov.23.5.12>
- Sahu, A., Christman, S. D., & Propper, R. E. (2016). The contributions of handedness and working memory to episodic memory. *Memory & Cognition*, 44(8), 1149-1156. <https://doi.org/10.3758/s13421-016-0625-8>
- Sakamoto, Y., Ishiguro, M., & Kitagawa, G. (1984). *Akaike information criterion statistics*. Reidel. <https://books.google.be/books?id=w6wQnQEACAAJ>
- Sampanes, A. C., Tseng, P., & Bridgeman, B. (2008). The role of gist in scene recognition. *Vision Research*, 48(21), 2275-2283. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2008.07.011>
- Santarpia, A., Blanchet, A., Poinot, R., Lambert, J.-F., Mininni, G., & Thizon-Vidal, S. (2008). Évaluer la vivacité des images mentales dans différentes populations françaises. *Pratiques Psychologiques*, 14(3), 421-441. <https://doi.org/10.1016/j.prps.2007.11.001>
- Sargent, J. Q., Zacks, J. M., Hambrick, D. Z., Zacks, R. T., Kurby, C. A., Bailey, H. R., Eisenberg, M. L., & Beck, T. M. (2013). Event segmentation ability uniquely predicts event memory. *Cognition*, 129(2), 241-255. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2013.07.002>
- Sarkar, D. (2008). *Lattice: Multivariate Data Visualization with R* (1. Aufl.). Springer-Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-75969-2>

- Sasmita, K., & Swallow, K. M. (2023). Measuring event segmentation : An investigation into the stability of event boundary agreement across groups. *Behavior Research Methods*, 55(1), 428-447. <https://doi.org/10.3758/s13428-022-01832-5>
- Schacter, D. L., & Addis, D. R. (2007). The cognitive neuroscience of constructive memory : Remembering the past and imagining the future. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 362(1481), 773-786. <https://doi.org/10.1098/rstb.2007.2087>
- Schacter, D. L., Benoit, R. G., & Szpunar, K. K. (2017). Episodic future thinking : Mechanisms and functions. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 17, 41-50. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.06.002>
- Schad, D. J., Vasishth, S., Hohenstein, S., & Kliegl, R. (2020). How to capitalize on a priori contrasts in linear (mixed) models : A tutorial. *Journal of Memory and Language*, 110, 104038. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2019.104038>
- Schielzeth, H. (2010). Simple means to improve the interpretability of regression coefficients : *Interpretation of regression coefficients. Methods in Ecology and Evolution*, 1(2), 103-113. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2010.00012.x>
- Schurigin, M. W. (2018). Visual memory, the long and the short of it : A review of visual working memory and long-term memory. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 80(5), 1035-1056. <https://doi.org/10.3758/s13414-018-1522-y>
- Schwan, S., & Garsoffky, B. (2004). The cognitive representation of filmic event summaries. *Applied Cognitive Psychology*, 18(1), 37-55. <https://doi.org/10.1002/acp.940>
- Schwartz, M. F., Reed, E. S., Montgomery, M., Palmer, C., & Mayer, N. H. (1991). The Quantitative Description of Action Disorganisation after Brain Damage : A Case Study. *Cognitive Neuropsychology*, 8(5), 381-414. <https://doi.org/10.1080/02643299108253379>
- Schwarz, G. (1978). Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, 6(2). <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- Servais, A., Hurter, C., & Barbeau, E. J. (2023). Attentional switch to memory : An early and critical phase of the cognitive cascade allowing autobiographical memory retrieval. *Psychonomic Bulletin & Review*, 30(5), 1707-1721. <https://doi.org/10.3758/s13423-023-02270-w>
- Sheldon, S., Amaral, R., & Levine, B. (2017). Individual differences in visual imagery determine how event information is remembered. *Memory*, 25(3), 360-369. <https://doi.org/10.1080/09658211.2016.1178777>
- Sheldon, S., Cool, K., & El-Asmar, N. (2019). The processes involved in mentally constructing event- and scene-based autobiographical representations. *Journal of Cognitive Psychology*, 31(3), 261-275. <https://doi.org/10.1080/20445911.2019.1614004>

- Sheldon, S., & Levine, B. (2016). The role of the hippocampus in memory and mental construction. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1369(1), 76-92. <https://doi.org/10.1111/nyas.13006>
- Sherman, M. T., Fountas, Z., Seth, A. K., & Roseboom, W. (2022). Trial-by-trial predictions of subjective time from human brain activity. *PLoS Computational Biology*, 18(7), e1010223. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1010223>
- Shim, S., Mugisho, F. B., Davachi, L., & Baldassano, C. (2024). *Generating event boundaries in memory without prediction error* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/4bdp6>
- Shrout, P. E., & Fleiss, J. L. (1979). Intraclass Correlations : Uses in Assessing Rater Reliability. *Psychological Bulletin*, 86(2), 420-428.
- Silva, M., Baldassano, C., & Fuentemilla, L. (2019). Rapid Memory Reactivation at Movie Event Boundaries Promotes Episodic Encoding. *The Journal of Neuroscience*, 39(43), 8538-8548. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0360-19.2019>
- Skaggs, W. E., McNaughton, B. L., Wilson, M. A., & Barnes, C. A. (1996). Theta phase precession in hippocampal neuronal populations and the compression of temporal sequences. *Hippocampus*, 6(2), 149-172. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1098-1063\(1996\)6:2<149::AID-HIPO6>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1098-1063(1996)6:2<149::AID-HIPO6>3.0.CO;2-K)
- Smith, M. E., Loschky, L. C., & Bailey, H. R. (2021). Knowledge guides attention to goal-relevant information in older adults. *Cognitive Research: Principles and Implications*, 6(1), 56. <https://doi.org/10.1186/s41235-021-00321-1>
- Smith, M. E., Loschky, L. C., & Bailey, H. R. (2024). Eye movements and event segmentation : Eye movements reveal age-related differences in event model updating. *Psychology and Aging*, 39(2), 180-187. <https://doi.org/10.1037/pag0000773>
- Smith, M. E., Newberry, K. M., & Bailey, H. R. (2020). Differential effects of knowledge and aging on the encoding and retrieval of everyday activities. *Cognition*, 196, 104159. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2019.104159>
- Smith, T. J., & Henderson, J. M. (2008). Edit Blindness : The relationship between attention and global change blindness in dynamic scenes. *Journal of Eye Movement Research*, 2(2). <https://doi.org/10.16910/jemr.2.2.6>
- Smith, T. J., & Martin-Portugues Santacreu, J. Y. (2017). Match-Action : The Role of Motion and Audio in Creating Global Change Blindness in Film. *Media Psychology*, 20(2), 317-348. <https://doi.org/10.1080/15213269.2016.1160789>
- Sols, I., DuBrow, S., Davachi, L., & Fuentemilla, L. (2017). Event Boundaries Trigger Rapid Memory Reinstatement of the Prior Events to Promote Their Representation in Long-Term Memory. *Current Biology*, 27(22), 3499-3504.e4. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2017.09.057>

- Sonkusare, S., Breakspear, M., & Guo, C. (2019). Naturalistic Stimuli in Neuroscience : Critically Acclaimed. *Trends in Cognitive Sciences*, 23(8), 699-714. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2019.05.004>
- Sörqvist, P., & Rönneberg, J. (2012). Episodic Long-Term Memory of Spoken Discourse Masked by Speech : What Is the Role for Working Memory Capacity? *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, 55(1), 210-218. [https://doi.org/10.1044/1092-4388\(2011/10-0353\)](https://doi.org/10.1044/1092-4388(2011/10-0353))
- Speer, N. K., & Zacks, J. M. (2005). Temporal changes as event boundaries : Processing and memory consequences of narrative time shifts. *Journal of Memory and Language*, 53(1), 125-140. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2005.02.009>
- Spillers, G. J., & Unsworth, N. (2011). Variation in working memory capacity and temporal-contextual retrieval from episodic memory. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 37(6), 1532-1539. <https://doi.org/10.1037/a0024852>
- Squire, L. R. (1986). Mechanisms of memory. *Science (New York, N.Y.)*, 232(4758), 1612-1619. <https://doi.org/10.1126/science.3086978>
- St. Jacques, P. L., & Schacter, D. L. (2013). Modifying Memory : Selectively Enhancing and Updating Personal Memories for a Museum Tour by Reactivating Them. *Psychological Science*, 24(4), 537-543. <https://doi.org/10.1177/0956797612457377>
- Staresina, B. P., & Wimber, M. (2019). A Neural Chronometry of Memory Recall. *Trends in Cognitive Sciences*, 23(12), 1071-1085. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2019.09.011>
- Stawarczyk, D., & D'Argembeau, A. (2019). The dynamics of memory retrieval for internal mentation. *Scientific Reports*, 9(1), 13927. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-50439-y>
- Stern, D. N. (2004). *The present moment: In psychotherapy and everyday life*. W W Norton & Co.
- Streiner, D. L. (2003). Starting at the Beginning : An Introduction to Coefficient Alpha and Internal Consistency. *Journal of Personality Assessment*, 80(1), 99-103. https://doi.org/10.1207/S15327752JPA8001_18
- Suddendorf, T., & Corballis, M. C. (2007). The evolution of foresight : What is mental time travel, and is it unique to humans? *Behavioral and Brain Sciences*, 30(3), 299-313. Cambridge Core. <https://doi.org/10.1017/S0140525X07001975>
- Svoboda, E., McKinnon, M. C., & Levine, B. (2006). The functional neuroanatomy of autobiographical memory : A meta-analysis. *Neuropsychologia*, 44(12), 2189-2208. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2006.05.023>

- Swallow, K. M., Barch, D. M., Head, D., Maley, C. J., Holder, D., & Zacks, J. M. (2011). Changes in events alter how people remember recent information. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 23(5), 1052-1064. <https://doi.org/10.1162/jocn.2010.21524>
- Swallow, K. M., Zacks, J. M., & Abrams, R. A. (2009). Event boundaries in perception affect memory encoding and updating. *Journal of Experimental Psychology: General*, 138(2), 236-257. <https://doi.org/10.1037/a0015631>
- Taber, K. S. (2018). The Use of Cronbach's Alpha When Developing and Reporting Research Instruments in Science Education. *Research in Science Education*, 48(6), 1273-1296. <https://doi.org/10.1007/s11165-016-9602-2>
- Tarder-Stoll, H., Baldassano, C., & Aly, M. (2023). The brain hierarchically represents the past and future during multistep anticipation [Preprint]. *bioRxiv*, 2023.07.24.550399. <https://doi.org/10.1101/2023.07.24.550399>
- Thakral, P. P., Benoit, R. G., & Schacter, D. L. (2017). Imagining the future : The core episodic simulation network dissociates as a function of timecourse and the amount of simulated information. *Cortex*, 90, 12-30. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2017.02.005>
- Thalman, M., Souza, A. S., & Oberauer, K. (2019). How does chunking help working memory? *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 45(1), 37-55. <https://doi.org/10.1037/xlm0000578>
- Thériault, R. (2022). *rempsyc : Convenience functions for psychology* [Logiciel]. <https://rempsyc.remi-theriault.com>
- Thériault, R. (2023). *rempsyc : Convenience Functions for Psychology* [Logiciel]. <https://rempsyc.remi-theriault.com>
- Tong, F. (2013). Imagery and visual working memory : One and the same? *Trends in Cognitive Sciences*, 17(10), 489-490. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2013.08.005>
- Trapp, S., Parr, T., Friston, K., & Schröger, E. (2021). The Predictive Brain Must Have a Limitation in Short-Term Memory Capacity. *Current Directions in Psychological Science*, 30(5), 384-390. <https://doi.org/10.1177/09637214211029977>
- Tsuda, H., & Saiki, J. (2019). Gradual formation of visual working memory representations of motion directions. *Attention, Perception & Psychophysics*, 81(1), 296-309. <https://doi.org/10.3758/s13414-018-1593-9>
- Tulving, E. (1972). Episodic and semantic memory. In E. Tulving & W. Donaldson (Eds.), *Organization of memory* (pp. 381-403). New York: Academic..
- Tulving, E. (1985). Memory and consciousness. *Canadian Psychology / Psychologie canadienne*, 26(1), 1-12. <https://doi.org/10.1037/h0080017>
- Tulving, E. (2002). Episodic Memory : From Mind to Brain. *Annual Review of Psychology*, 53(1), 1-25. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.53.100901.135114>

- Ullman, T. D., Spelke, E., Battaglia, P., & Tenenbaum, J. B. (2017). Mind games : Game engines as an architecture for intuitive physics. *Trends in Cognitive Sciences*, 21(9), 649-665. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2017.05.012>
- Ullman, T. D., & Wang, Y. (2023). *Resource bounds on mental simulations : Evidence from a fluid-reasoning task* [Preprint]. PsyArXiv. <https://doi.org/10.31234/osf.io/rf367>
- Unsworth, N. (2016). Chapter One—The Many Facets of Individual Differences in Working Memory Capacity. In B. H. Ross (Éd.), *Psychology of Learning and Motivation* (Vol. 65, p. 1-46). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/bs.plm.2016.03.001>
- Unsworth, N. (2019). Individual differences in long-term memory. *Psychological Bulletin*, 145(1), 79-139. <https://doi.org/10.1037/bul0000176>
- Unsworth, N., Brewer, G. A., & Spillers, G. J. (2009). There's more to the working memory capacity—Fluid intelligence relationship than just secondary memory. *Psychonomic Bulletin & Review*, 16(5), 931-937. <https://doi.org/10.3758/PBR.16.5.931>
- Unsworth, N., Heitz, R. P., Schrock, J. C., & Engle, R. W. (2005). An automated version of the operation span task. *Behavior Research Methods*, 37(3), 498-505. <https://doi.org/10.3758/BF03192720>
- Unsworth, N., Spillers, G. J., & Brewer, G. A. (2012). The role of working memory capacity in autobiographical retrieval : Individual differences in strategic search. *Memory*, 20(2), 167-176. <https://doi.org/10.1080/09658211.2011.651087>
- Ushey, K., & Wickham, H. (2023). *renv : Project environments* [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=renv>
- van den Hout, M., Muris, P., Salemink, E., & Kindt, M. (2001). Autobiographical memories become less vivid and emotional after eye movements. *The British Journal of Clinical Psychology*, 40(2), 121-130. <https://doi.org/10.1348/014466501163571>
- Vandierendonck, A. (2016). A Working Memory System With Distributed Executive Control. *Perspectives on Psychological Science*, 11(1), 74-100. <https://doi.org/10.1177/1745691615596790>
- Vannucci, M., Pelagatti, C., Chiorri, C., & Mazzoni, G. (2016). Visual object imagery and autobiographical memory : Object Imagers are better at remembering their personal past. *Memory*, 24(4), 455-470. <https://doi.org/10.1080/09658211.2015.1018277>
- Wahlheim, C. N., Eisenberg, M. L., Stawarczyk, D., & Zacks, J. M. (2022). Understanding Everyday Events : Predictive-Looking Errors Drive Memory Updating. *Psychological Science*, 33(5), 765-781. <https://doi.org/10.1177/09567976211053596>
- Wang, Y. C., Adcock, R. A., & Egner, T. (2023). Toward an integrative account of internal and external determinants of event segmentation. *Psychonomic Bulletin & Review*. <https://doi.org/10.3758/s13423-023-02375-2>

- Wang, Y. C., & Egner, T. (2022). Switching task sets creates event boundaries in memory. *Cognition*, 221, 104992. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2021.104992>
- Wang, Y., Gareth Gaskell, M., & Gennari, S. P. (2024). Influences of learned verbal labels and sleep on temporal event memory. *Journal of Memory and Language*, 138, 104529. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2024.104529>
- Wang, Y., & Gennari, S. P. (2019). How language and event recall can shape memory for time. *Cognitive Psychology*, 108, 1-21. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2018.10.003>
- Wedell, D. H., Hayes, W. M., & Kim, J. (2020). Context effects on reproduced magnitudes from short-term and long-term memory. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 82(4), 1710-1726. <https://doi.org/10.3758/s13414-019-01932-z>
- Wei, T., & Simko, V. (2021). *R package 'corrplot' : Visualization of a correlation matrix* [Logiciel]. <https://github.com/taiyun/corrplot>
- Wells, S. (Réalisateur). (2002). *The Time Machine* [Film]. Warner Bros; DreamWorks.
- White, P. A. (2021). The extended present : An informational context for perception. *Acta Psychologica*, 220, 103403. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2021.103403>
- Wickham, H. (2016). *ggplot2 : Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag. <https://ggplot2.tidyverse.org>
- Wickham, H., François, R., Henry, L., & Müller, K. (2021). *dplyr : A Grammar of Data Manipulation* [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>
- Wickham, H., François, R., Henry, L., & Müller, K. (2022). *dplyr : A grammar of data manipulation* [Logiciel]. <https://dplyr.tidyverse.org>
- Wickham, H., François, R., Henry, L., Müller, K., & Vaughan, D. (2023). *dplyr : A grammar of data manipulation* [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>
- Wickham, H., & Girlich, M. (2022). *tidyr : Tidy messy data* [Logiciel]. <https://tidyr.tidyverse.org>
- Wickham, H., & Henry, L. (2023). *purrr : Functional programming tools* [Logiciel]. <https://CRAN.R-project.org/package=purrr>
- Wilhelm, O., Hildebrandt, A., & Oberauer, K. (2013). What is working memory capacity, and how can we measure it? *Frontiers in Psychology*, 4. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00433>
- Wilke, C. O. (2024). *ggridges : Ridgeline Plots in ggplot2* [Logiciel]. <https://wilkelab.org/ggridges/>
- Wilken, P., & Ma, W. J. (2004). A detection theory account of change detection. *Journal of Vision*, 4(12), 1120-1135. <https://doi.org/10.1167/4.12.11>

- Williams, H. L., Conway, M. A., & Baddeley, A. (2008). The boundaries of episodic memories. In *Understanding events : From perception to action*. (p. 589-616). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195188370.003.0024>
- Williams, J., & Störmer, V. S. (2021). Working Memory : How Much Is It Used in Natural Behavior? *Current Biology*, *31*(4), R205-R206. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2020.11.072>
- Wimmer, G. E., Liu, Y., Vehar, N., Behrens, T. E. J., & Dolan, R. J. (2020). Episodic memory retrieval success is associated with rapid replay of episode content. *Nature Neuroscience*, *23*(8), 1025-1033. <https://doi.org/10.1038/s41593-020-0649-z>
- Winter, B., & Wieling, M. (2016). How to analyze linguistic change using mixed models, Growth Curve Analysis and Generalized Additive Modeling. *Journal of Language Evolution*, *1*(1), 7-18. <https://doi.org/10.1093/jole/lzv003>
- Wittmann, M. (2016). *Felt time : The psychology of how we perceive time* (E. Butler, Trad.). MIT Press.
- Wood, J. N. (2007). Visual working memory for observed actions. *Journal of Experimental Psychology: General*, *136*(4), 639-652. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.136.4.639>
- Xie, Y. (2015). *Dynamic documents with R and knitr* (2^e éd.). Chapman and Hall/CRC. <https://yihui.org/knitr/>
- Xie, Y. (2023). *knitr : A general-purpose package for dynamic report generation in R* [Logiciel]. <https://yihui.org/knitr/>
- Xie, Y., Dervieux, C., & Riederer, E. (2020). *R markdown cookbook* (1st ed.). Chapman and Hall/CRC. <https://bookdown.org/yihui/rmarkdown-cookbook>
- Yaffe, R. B., Shaikhouni, A., Arai, J., Inati, S. K., & Zaghoul, K. A. (2017). Cued Memory Retrieval Exhibits Reinstatement of High Gamma Power on a Faster Timescale in the Left Temporal Lobe and Prefrontal Cortex. *The Journal of Neuroscience*, *37*(17), 4472-4480. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.3810-16.2017>
- Yanes, P. K., Roberts, J. E., & Carlos, E. L. (2008). Does overgeneral autobiographical memory result from poor memory for task instructions? *Memory (Hove, England)*, *16*(7), 669-677. <https://doi.org/10.1080/09658210802135351>
- Yates, T. S., Sherman, B. E., & Yousif, S. R. (2023). More than a moment : What does it mean to call something an 'event'? *Psychonomic Bulletin & Review*, *30*(6), 2067-2082. <https://doi.org/10.3758/s13423-023-02311-4>
- Yoo, H. B., Umbach, G., & Lega, B. (2022). Episodic boundary cells in human medial temporal lobe during the free recall task. *Hippocampus*, *32*(7), 481-487. <https://doi.org/10.1002/hipo.23421>
- Zacks, J. M. (2020). Event Perception and Memory. *Annual Review of Psychology*, *71*(1), 165-191. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010419-051101>

- Zacks, J. M., Kurby, C. A., Eisenberg, M. L., & Haroutunian, N. (2011). Prediction Error Associated with the Perceptual Segmentation of Naturalistic Events. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 23(12), 4057-4066. https://doi.org/10.1162/jocn_a_00078
- Zacks, J. M., Speer, N. K., Swallow, K. M., Braver, T. S., & Reynolds, J. R. (2007). Event perception : A mind-brain perspective. *Psychological Bulletin*, 133(2), 273-293. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.133.2.273>
- Zacks, J. M., & Tversky, B. (2001). Event structure in perception and conception. *Psychological Bulletin*, 127(1), 3-21. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.127.1.3>
- Zacks, J. M., Tversky, B., & Iyer, G. (2001). Perceiving, remembering, and communicating structure in events. *Journal of Experimental Psychology: General*, 130(1), 29-58. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.130.1.29>
- Zheng, J., Schjetnan, A. G. P., Yebra, M., Gomes, B. A., Mosher, C. P., Kalia, S. K., Valiante, T. A., Mamelak, A. N., Kreiman, G., & Rutishauser, U. (2022). Neurons detect cognitive boundaries to structure episodic memories in humans. *Nature Neuroscience*, 25(3), 358-368. <https://doi.org/10.1038/s41593-022-01020-w>
- Zheng, Y., Zacks, J. M., & Markson, L. (2020). The development of event perception and memory. *Cognitive Development*, 54, 100848. <https://doi.org/10.1016/j.cogdev.2020.100848>
- Zokaei, N., Gorgoraptis, N., Bahrami, B., Bays, P. M., & Husain, M. (2011). Precision of working memory for visual motion sequences and transparent motion surfaces. *Journal of Vision*, 11(14). <https://doi.org/10.1167/11.14.2>
- Zou, G. Y. (2012). Sample size formulas for estimating intraclass correlation coefficients with precision and assurance. *Statistics in Medicine*, 31(29), 3972-3981. <https://doi.org/10.1002/sim.5466>
- Zvonomir, B. (2023). *ggvanded : An R package for creating advanced multivariable plots such as spider/radar charts and parallel plots* [Logiciel]. <https://github.com/Ringomed/ggvanded>
- Zwaan, R. A. (1996). Processing narrative time shifts. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 22(5), 1196-1207. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.22.5.1196>

