Implémentation des Learning Analytics dans l'enseignement supérieur

Suivant quelle démarche ?
À quelles conditions et pour quels bénéfices ?

Coordinateurs du projet :
Pascal DETROZ
Sylviane HUBERT

Équipe de recherche :
Matthieu HAUSMAN
Amélie AUQUIÈRE

Décembre 2018

Recherche financée par le ministère de l'enseignement supérieur de la Fédération Wallonie-Bruxelles

FÉDÉRATION WALLONIE-BRUXELLES

LIÈGE université

Table des matières

1. INTRODUCTION 1

2. CADRAGE ET ÉTAT DES LIEUX 4

2.1. UN CONTEXTE AUX ENJEUX MULTIPLES 4

2.2. LES LEARNING ANALYTICS 7

Un phénomène en expansion 7

Des caractéristiques essentielles 9

Trois fonctions déterminantes 11

Une ambition forte 14

De multiples bénéficiaires 17

Des principes et applications variés 21

L'avenir de la discipline 23

2.3. UN PROCESSUS D'IMPLÉMENTATION COMPLEXE 24

Une démarche impliquant un large questionnement préalable 24

Les clés d'une implémentation à large échelle 27

Les degrés et trajectoires d'implémentation connus 39

2.4. UN FOCUS SUR DES DISPOSITIFS EXISTANTS 42

Le développement de Learning Analytics en Flandres : le leadership de la KU Leuven 43

Le développement de Learning Analytics ailleurs dans le monde 48

3. MÉTHODOLOGIE 61

3.1. ÉTUDE DE CAS À L'UNIVERSITÉ DE LIÈGE 61

Familiarisation avec la discipline 62

Analyse de l'existant 63

Mutualisation de compétences 67

3.2. CONDUITE DES FOCUS GROUP ET TRAITEMENT DES DONNÉES RECUEILLIES 70

Faculté de Psychologie, Logopédie et Sciences de l'Éducation 72

Faculté des Sciences appliquées 73

Faculté de Médecine vétérinaire 74

4. AVIS DES UTILISATEURS POTENTIELS 77

4.1. ENSEIGNANTS ET ENCADRANTS UNIVERSITAIRES (FORMATION IFRES) 77

Une occasion de (se) rassurer 77

Des écueils à éviter 77

Un statut à définir 78

Responsabilité et autonomie 78

Pour les grands (groupes) seulement *79*
Une familiarisation nécessaire *79*
4.2. ENSEIGNANTS UNIVERSITAIRES ET DE HAUTE ÉCOLE (FORMASUP) 79
Mieux vaut prédire que guérir ? *79*
Prescrire pour mieux agir ! *80*
Peut-être pas pour tous *81*
Données à penser *82*
Dans l'air du temps *82*
4.3. ÉTUDIANTS EN SCIENCES DE LA SANTÉ 83
Liberté et autonomie menacées *83*
Une vie privée à préserver *83*
Une invitation au jugement *84*
Une incitation au travail informatisé *84*
Une prédiction redoutée *85*
Un coût à mesurer *85*
Quelques aspects favorables *86*
4.4. ÉTUDIANTS EN SCIENCES APPLIQUÉES 87
Une annonce parfois brutale *87*
Informer pour mieux s'organiser *87*
Mesure incomplète de l'activité *88*
Une adaptation nécessaire *89*
Entrave à la vie privée *89*
Un usage limité voire inapproprié *89*
Des ombres au tableau *90*
5. DES ATOUTS, LIMITES, LEVIERS ET FREINS 91
5.1. LES ATOUTS 91
L'amélioration de l'expérience d'apprentissage *91*
De nouvelles opportunités pour la recherche en pédagogie universitaire *94*
L'amélioration du cockpit *94*
5.2. LES LIMITES 95
La dimension éthique au centre des limites inhérentes aux Learning Analytics *95*
La nécessité de compétences (très) diverses réparties entre les gestionnaires d'une démarche de Learning Analytics *98*
La délivrance de feedbacks dans le cadre de Learning Analytics n'est pas sans risques *99*
5.3. LES LEVIERS ET LES FREINS 100
Des objets en constante évolution *100*
5.4. ZOOM SUR LE RÈGLEMENT GÉNÉRAL POUR LA PROTECTION DES DONNÉES À CARACTÈRE PERSONNEL (RGPD) 109

Éthique et respect de la vie privée : poids de la dimension et balises du RGPD *109*

6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES **115**

Les principaux apports des Learning Analytics *115*

L'implémentation de Learning Analytics constitue un processus complexe *116*

Les Learning Analytics sont extrêmement modulables *117*

Les fonctions liées aux Learning Analytics suscitent des craintes et des réticences *118*

Des données dont la fiabilité doit être démontrée *119*

Se saisir de la démarche des Learning Analytics comporte des risques, mais il peut être nécessaire de les prendre *119*

Nos recommandations *120*

7. RÉFÉRENCES **121**

ARTICLES SCIENTIFIQUES ET OUVRAGES 121

DÉCRETS ET RÈGLEMENTS 127

SITES WEB 127

8. TABLE DES FIGURES **129**

9. ANNEXES **131**

1. INTRODUCTION

Les formes prises par les environnements d'apprentissage des étudiants sont aujourd'hui très diversifiées. L'augmentation de la quantité d'informations, leur mode de dissémination et les moyens d'y accéder contribuent largement à ce phénomène. Tout cela rend le métier d'étudiant beaucoup plus flexible, beaucoup plus personnalisé, mais aussi beaucoup plus complexe. Dans cet environnement plus flou, plus incertain, il devient nécessaire de guider l'étudiant dans son parcours d'apprentissage. C'est l'ambition de ce projet.

À l'heure actuelle, notre société est caractérisée par un courant largement individualiste dans la mesure où pratiquement tout ce qui touche l'individu devient personnalisable. Les protagonistes du marché économique surfent d'ailleurs actuellement sur cette vague de customisation pour accroître leurs ventes et satisfaire les besoins identitaires de leurs clients. Le secteur de l'éducation n'échappe pas à cette économie de marché, même si l'on peut le regretter. La personnalisation y prend toutefois une autre forme, sans doute plus vertueuse : celle de l'autonomie de l'étudiant, une autonomie dont l'accroissement a été identifié comme un moyen de favoriser la réussite (Parmentier, 2005) et ce, essentiellement en bloc 1 de bachelier où le taux d'échec avoisine actuellement les 60 % (Leclercq & Parmentier, 2011). Ce taux d'échec élevé dans notre enseignement supérieur est dommageable pour les étudiants, évidemment, mais aussi pour la collectivité qui finance ces études.

Pour enrayer, au moins partiellement, ce phénomène, les autorités ont amplifié cette stratégie de personnalisation du parcours académique à travers une modification du cadre légal de l'enseignement supérieur en Fédération Wallonie-Bruxelles. En effet, le *Décret définissant le paysage de l'enseignement supérieur et l'organisation académique des études* (connu sous le nom de décret « Paysage ») et la modularité des parcours académiques qui le caractérise en est actuellement à sa quatrième année d'application. Cette nouvelle liberté offerte aux étudiants complexifie toutefois la gestion de leur parcours scolaire et entraîne quelques difficultés d'adaptation pour les enseignants et les administrations de l'enseignement supérieur.

Un enjeu majeur est dès lors celui d'aider les étudiants à gérer efficacement l'autonomie qui leur est octroyée, c'est-à-dire à prendre les décisions les plus judicieuses en matière d'orientation (pour le choix d'une institution ou d'une filière d'études dans laquelle s'inscrire, comme pour celui d'une option ou d'une spécialisation) et surtout en matière d'apprentissage. Il s'agit également de les rendre

conscients des enjeux liés à leurs stratégies (d'orientation, d'apprentissage, d'engagement, d'évitement...) au vu de la spécificité de leur situation personnelle et des exigences de l'enseignement supérieur. À un niveau général, celui des stratégies d'apprentissage, la plupart d'entre eux ne détiennent que peu de données permettant de cerner les habitudes de travail porteuses pour leurs apprentissages et donc favorables à la réussite. Les étudiants faisant la démarche de rencontrer des conseillers pédagogiques, dont le rôle est de les aider à s'organiser et à se construire une méthode de travail efficace, disposent de telles informations, mais ils ne représentent qu'une minorité de la population étudiante. À un niveau plus spécifique, celui des apprentissages réalisés ou à réaliser, les feedbacks provenant des enseignants ou encadrants sont souvent fournis à la suite d'une évaluation de fin de quadrimestre et ciblés sur le produit plus que sur le processus. Se contenter de confronter les étudiants à une note chiffrée, à la fin du cours, limite considérablement leurs possibilités d'action et *in fine* leurs chances de réussite alors que leur communiquer un feedback plus individualisé, précis et continu en cours de formation permettrait l'accroissement de leur sentiment de contrôle et l'adoption d'une démarche de régulation de leurs apprentissages. Les étudiants ont donc besoin d'informations fiables pour décider des stratégies de régulation qu'ils vont mettre en place pour viser la réussite de leurs études.

Par ailleurs, la massification de l'enseignement supérieur et la personnalisation croissante des parcours qui s'en est suivie semblent avoir bousculé les pratiques pédagogiques d'un bon nombre d'enseignants. La taille, mais aussi l'hétérogénéité du groupe d'apprenants (étant donné que tous n'ont pas forcément réussi les 60 crédits des années antérieures et que des cours de premier bloc peuvent être reportés très tard dans les études) est devenue un facteur déterminant qui impose de considérer les difficultés des étudiants au cas par cas ou, à tout le moins, profil par profil. Pour le dire autrement, les besoins ou les difficultés effectives des étudiants ne sont plus des difficultés rencontrées par un groupe relativement homogène, mais imposent, au contraire, des actions ciblées sur des individus ou des groupes spécifiques. Donner l'opportunité aux enseignants d'obtenir, de manière claire et régulière, une série d'informations sur le travail réalisé et les obstacles rencontrés par chacun des étudiants permettrait une adaptation des dispositifs pédagogiques visant un repositionnement de l'étudiant au cœur de la dynamique d'enseignement-apprentissage.

Dans le contexte ainsi décrit, les Learning Analytics apportent des éléments d'information déterminants pour les étudiants et les enseignants. En effet, ils consistent en « la collecte, l'analyse et l'utilisation intelligente de données produites par l'apprenant » (Bonnin & Boyer, 2015, p. 1). À l'ère du Big Data, de nombreuses données numériques susceptibles d'aider à identifier les comportements

des étudiants en cours d'apprentissage sont disponibles et exploitables. Utilisées à bon escient, elles permettraient « de comprendre et d'optimiser l'apprentissage et les environnements dans lequel il se produit » (Siemens & Long, 2011, traduit par Seclier, 2017, p. 2).

L'implémentation des Learning Analytics en enseignement supérieur est *a priori* assez prometteuse, car elle s'adresse directement aux problèmes relevés dans l'introduction. Elle induit toutefois de nombreux défis que le présent rapport tentera de clarifier : ceux-ci sont d'ordres technique, statistique et ergonomique, mais aussi éthique et juridique. Un autre défi réside en l'acceptation d'un tel dispositif – qui se veut novateur en Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique – par les acteurs de l'enseignement supérieur. La conduite d'une étude de cas à l'Université de Liège devrait permettre d'identifier les freins et les leviers déterminant le succès d'une telle approche, de même que ses apports concrets pour l'enseignement et l'apprentissage en enseignement supérieur.

Après avoir présenté plus en détail ce que sont les Learning Analytics et avoir fait état des connaissances et expériences déjà réalisées sur le sujet, l'étude de cas menée à l'Université de Liège sera présentée ainsi que les divers enseignements (apports, leviers, freins…) pouvant être tirés de cette expérience. Le présent rapport constitue, selon nous, une base utile à tout qui souhaiterait s'engager dans une démarche similaire.

2. CADRAGE ET ÉTAT DES LIEUX

Cette première partie du rapport vise à lever le voile sur la thématique des Learning Analytics, en portant une attention particulière aux éléments de contexte pouvant motiver leur implémentation en enseignement supérieur ainsi qu'aux traits et processus qui leur sont sous-jacents. Des exemples de dispositifs existants seront ensuite présentés en vue d'illustrer de manière plus concrète des types d'implémentation possibles. Cette section sera aussi l'occasion d'évoquer les résultats repris dans la littérature, qui se positionnent en leur faveur ou non.

2.1. UN CONTEXTE AUX ENJEUX MULTIPLES

D'après le site *Our World in Data*, le nombre d'habitants sur terre augmente de façon spectaculaire et constante depuis les années 1960 : la population mondiale comptait 3 milliards d'habitants en 1960, puis 7,4 milliards en 2015 et 9,2 milliards d'habitants sont attendus à l'horizon 2040.

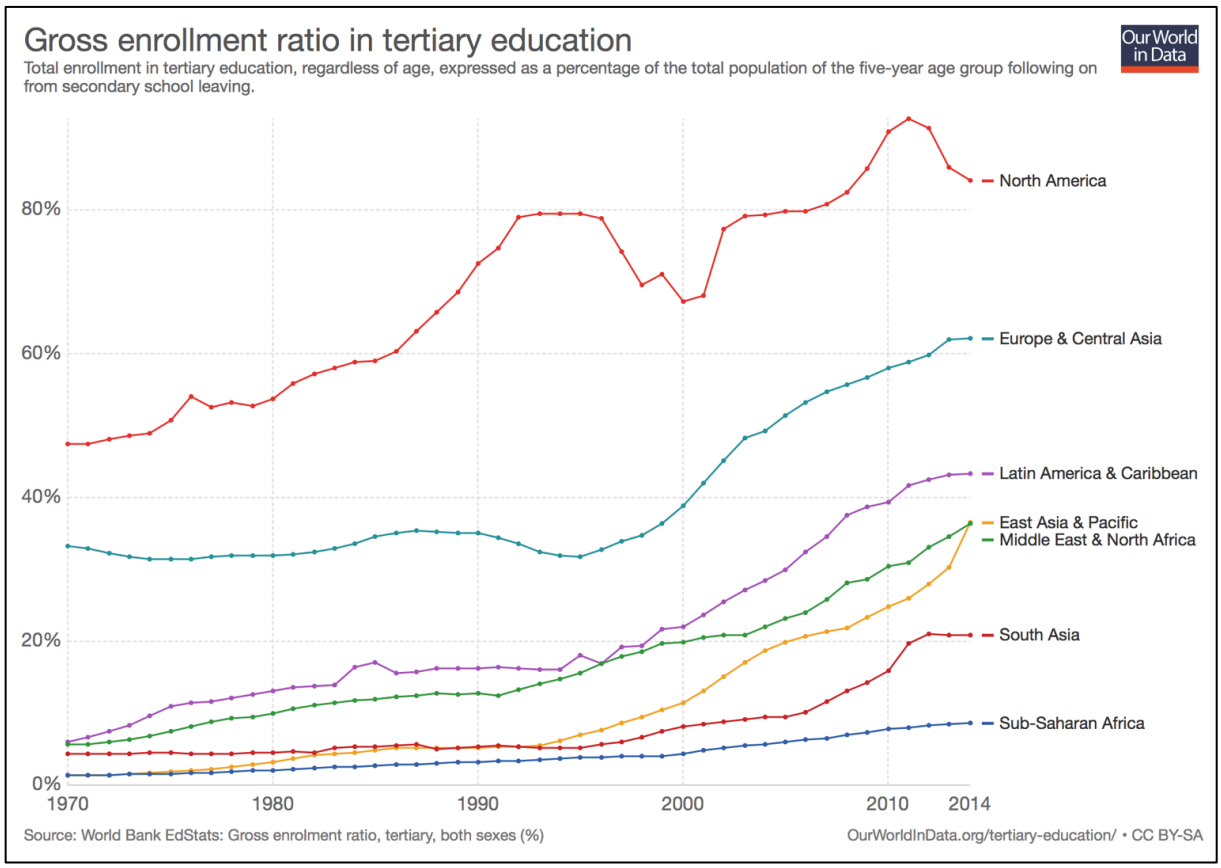


Figure 1. Pourcentage d'inscriptions dans l'enseignement supérieur dans le monde (Roser & Ortiz-Ospina, 2018)

La portion d'individus âgés de 18 à 23 ans et engagée dans un cursus d'enseignement supérieur est, elle aussi, en constante augmentation : en Europe, cette population est effectivement passée de 31,8 % en 1995 à 62,1 % en 2014 (Figure 1, p. 4). Plus particulièrement, en Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique, le nombre d'étudiants inscrits dans une université était de 65400 en 2004-2005 et s'élevait, dix ans plus tard, à 91744 (Finance, Leonhard et al., 2017). Ce phénomène de massification, associé à une plus grande accessibilité aux études, entraine *de facto* un accroissement de l'hétérogénéité du public constitutif de l'enseignement supérieur. Il semble aussi être à l'origine, pour les apprenants, d'une plus grande autonomie et, pour les enseignants, d'une perte de visibilité du nombre d'étudiants à former et à évaluer. Ce contexte contribue à installer une distance plus importante entre les apprenants et leurs enseignants, mais également à limiter les pratiques pédagogiques individualisées, la taille du groupe d'apprenants étant devenue un facteur souvent plus déterminant que les besoins ou les difficultés effectives des étudiants (Detroz et al., 2017). Un défi majeur consiste alors à pouvoir offrir une formation de qualité, qui propose un accompagnement tenant davantage compte des spécificités de chacun, en vue d'optimiser le taux de réussite.

Force est de constater que le taux d'échec en enseignement supérieur, et principalement en bloc 1 de bachelier, pose question. La première année d'études à l'Université comme en Haute École se révèle extrêmement délicate à négocier pour certains étudiants arrivant directement de l'enseignement obligatoire. En effet, les indicateurs fournis par l'Observatoire de l'Enseignement Supérieur et intégrés aux « Indicateurs de l'enseignement 2013 » de la Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique (Crépin et al., 2013) démontrent que le taux de réussite moyen des étudiants de première génération dans l'enseignement supérieur atteignait seulement 38,0 % au terme de l'année académique 2009-1010, contre 44,0 % à la fin de l'année 2004-2005. Le décret « Paysage » (2013) vise à pallier ce phénomène en laissant plus de latitude à l'étudiant pour gérer son propre parcours. Ces chiffres poussent toutefois à se demander si tous les étudiants sont prêts à assumer cette responsabilité qui leur est conférée et s'ils détiennent tous suffisamment de moyens pour gérer l'autonomie dont ils disposent. Il importe dès lors de pouvoir proposer un soutien adapté aux étudiants qui en présentent le besoin et ce, dans un délai adéquat, c'est-à-dire avant que l'échec définitif ne survienne. Des dispositifs de remédiation ainsi que des services d'aide à la réussite existent déjà au sein des institutions et ont été appuyés par les politiques ministérielles en la matière, mais il est malheureusement trop rare que les étudiants sollicitent suffisamment tôt ce type de ressources. Par ailleurs, s'ils venaient tous à y faire appel, les moyens humains sont, à l'heure actuelle, insuffisants pour supporter une telle demande.

Les moyens financiers de l'enseignement supérieur sont également limités. Alors que celui-ci admet un plus grand nombre d'étudiants, un rapport établi à la demande du Conseil d'administration de

l'ARES en 2017 (Finance, Leonhard et al., 2017) fait état de la diminution, entre les années académiques 2004-2005 et 2014-2015, du budget consacré à chaque étudiant. Cette diminution atteint les 19,7 % pour les établissements universitaires et les 5,7 % pour les établissements non universitaires. Le taux de financement par étudiant octroyé par la Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique (tous niveaux d'enseignement confondus) est par ailleurs inférieur de 13,0 % à la moyenne de l'OCDE. On comprend alors qu'un nombre croissant d'étudiants à accueillir, accompagné d'un allègement du budget institutionnel, diminue *de facto* le niveau d'encadrement de ces mêmes étudiants. Les conditions d'un encadrement suffisant pour l'ensemble de la communauté estudiantine semblent donc loin d'être réunies.

Ce même rapport (Finance, Leonhard et al., 2017) propose dix-huit mesures pour améliorer la qualité de l'enseignement supérieur en Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique à l'horizon 2030. La mise en place de conseils personnalisés à l'entrée de l'enseignement supérieur et durant le cursus figure parmi les propositions émises (il s'agit de la onzième proposition) et est une piste pertinente pour relever les enjeux présentés.

Si l'on considère le définancement relatif de l'enseignement supérieur, les contraintes en termes de ressources humaines et le besoin primordiale d'encadrer des étudiants au profil hétérogène, en plus de l'ampleur qu'a pris le numérique dans le milieu éducatif, informatiser ces conseils constituerait une solution intéressante. Il devient impératif d'envisager l'accompagnement des étudiants en le pensant de manière créative et en favorisant l'émergence de nouvelles modalités d'accompagnement de ceux-ci. Le virage numérique pris par l'enseignement supérieur semble, dans ce cadre, être un adjuvent précieux.

En effet, avec la révolution numérique, les environnements d'apprentissage ont évolués ou sont en phase d'évolution. Les cours dispensés dans l'enseignement supérieur intègrent de plus en plus la composante numérique dans leur design. Les enseignants utilisent, entre autres, des outils d'interaction en présentiel tels que des boitiers de vote ou des logiciels spécialisés permettant notamment de sonder les représentations des étudiants, de faire émerger des questions ou de réaliser des évaluations formatives. Les plateformes d'apprentissage à distance, dont se dotent les établissements, sont quant à elles exploitées pour y placer des ressources de cours, pour proposer des exercices aux étudiants ou pour les inviter à échanger autour de divers thèmes. On constate également que l'enseignement hybride ou à distance est en pleine expansion, avec notamment l'apparition de MOOC au cœur de la scénarisation pédagogique de nombreux cours.

L'exploitation d'outils numériques en contexte d'enseignement-apprentissage présente des bénéfices, mais aussi des risques car les étudiants, malgré leur appartenance à la génération des « Digital Natives » (Prensky, 2014), sont très inégaux dans l'utilisation qu'ils font de ces outils (Roland, 2017). Une « fracture » supplémentaire entre différents profils d'étudiants est notamment à craindre. Les activités réalisées avec ces outils laissent toutefois une multitude de traces digitales pouvant caractériser le fonctionnement des étudiants dans ces écologies d'apprentissage particulières. L'enjeu serait alors de se saisir de ces outils de façon à les exploiter, non seulement dans une optique d'enseignement ou de recherche, mais aussi dans une perspective d'accompagnement des étudiants dans la maitrise de ceux-ci.

Au regard des différents éléments de contexte soulignés, pourquoi convient-il de s'intéresser aux Learning Analytics et de miser sur eux pour parvenir à optimiser l'enseignement-apprentissage en Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique ? De quoi s'agit-il exactement et quels sont les bénéfices précis que l'on peut escompter en y recourant ? Comment les implémenter et quelles précautions prendre pour éviter d'éventuels effets néfastes sur l'enseignement et l'apprentissage, voire sur la motivation et l'investissement des différents acteurs concernés ? La suite de ce rapport vise à apporter des éléments de réponse à ces questionnements.

2.2. LES LEARNING ANALYTICS

Un phénomène en expansion

Les Learning Analytics renvoient à « un phénomène assez récent apparu avec la généralisation du numérique éducatif et la disponibilité de données massives sur l'apprentissage » (Bonnin & Boyer, 2015, p. 1). On peut les assimiler, dans le milieu de l'enseignement, à la pointe d'un iceberg dont la partie immergée représente ce que l'on appelle communément le « Big Data ».

Le Big Data fait référence à des « datasets whose size is beyond the ability of typical database software tools to capture, store, manage, and analyse » (Manyika et al., 2011, p. 6). Cette appellation, initialement issue du milieu de l'entreprise, correspond à un phénomène d'amplification et de complexification des données disponibles sur une population donnée. Selon Daniel (2015), le Big Data se caractérise généralement par trois facteurs : le *volume* (qui renvoie à la grande quantité d'informations souvent difficiles à stocker, traiter, transférer, analyser et présenter), la *vélocité* (qui correspond à la vitesse grandissante à laquelle les informations voyagent au sein d'une organisation) et la *variété* (cible le caractère diversifié des différents types de données pris en considération). Cela

renvoie, par conséquent, au traitement d'une masse gigantesque de données via l'utilisation des dernières évolutions technologiques et de puissants algorithmes.

Les Learning Analytics peuvent aussi être considérés comme une application à visée pédagogique d'un courant largement répandu dans nos modes de vie contemporains : le « Quantified Self » (Duval & Verbert, 2012). Ce courant repose, pour un individu, sur la mesure et la quantification de différents aspects de ses propres activités à l'aide d'outils numériques et, généralement, sur une volonté de développer sa connaissance de soi. Le milieu du sport, par exemple, regorge d'applications et objets connectés permettant, via le recueil de données se rapportant au travail de préparation physique mis en œuvre, de mesurer des performances individuelles ainsi qu'une série d'autres paramètres (relief, température, force du vent…). Les sportifs sont alors en mesure de récupérer des informations sur eux-mêmes, de les analyser et de tenir compte des résultats de cette analyse en vue, soit de s'autoréguler (par exemple, en adaptant son programme d'entrainement) pour parvenir à l'objectif fixé, soit de les partager avec une communauté de connaissances sur les réseaux sociaux.

Dans le domaine de l'éducation, les Learning Analytics répondent à la même logique, en ce sens que le suivi des données produites au fur et à mesure des activités d'apprentissage est au cœur de la démarche. Ces données peuvent être de nature classique (score aux examens, taux de participation aux TP, évaluation formative ou certificative en cours d'année, présence aux cours...). Elles peuvent aussi provenir de nouvelles écologies d'apprentissage numériques. En effet, les environnements en ligne, les plateformes d'apprentissage ou encore les espaces personnels sur l'intranet des universités ou hautes écoles génèrent, à chaque fois que les apprenants les utilisent, « des corpus de données importants sur le comportement de ces derniers » (Seclier, 2017, p. 1). Lorsqu'un étudiant se connecte et exploite les ressources mises à sa disposition, il laisse derrière lui des « empreintes digitales » ou « traces » donnant des indices sur ses stratégies d'apprentissage qui, selon la logique des Learning Analytics, seraient automatiquement stockées sur un serveur informatique avant de pouvoir être traitées par des algorithmes capables d'analyser et d'établir son profil individuel. Ces données existantes peuvent donc être rassemblées alors que d'autres données peuvent également être suscitées, par exemple en questionnant plus directement les étudiants sur leurs stratégies d'apprentissage via questionnaire.

Toute démarche de Learning Analytics appliquée au contexte de l'éducation est donc associée au Big Data et dispose d'un fort potentiel pour constituer une innovation majeure dans le domaine de la pédagogie. D'après Daniel (2017, p. 2), s'impliquer dans une telle démarche « peut transformer, révolutionner les procédures administratives, d'enseignement et d'apprentissage, contribuer à la définition de règles et d'objectifs, et aider les institutions à répondre aux défis contemporains ».

Des caractéristiques essentielles

La littérature de recherche amasse de nombreuses définitions des Learning Analytics. Bien que variées, leur confrontation permet d'en extraire des caractéristiques essentielles, c'est-à-dire de mettre en évidence les éléments sur lesquels elles s'appuient et s'accordent.

Il est tout d'abord à noter que la notion de capitalisation de données est incontournable. Les données pouvant être considérées comme la matière première de tout processus de Learning Analytics, elles occupent une place de premier choix dans les définitions sur le sujet.

Au regard du champ des possibles généré par le contexte actuel, les données exploitées dans une démarche de Learning Analytics peuvent être de natures multiples et recueillies de manière continue tout au long du parcours pédagogique.

Duval et Verbert (2012) les qualifient de « traces » relatives aux apprentissages, dans le sens où elles sont propres au suivi des actions mises en place par les étudiants. Les Learning Analytics renvoient dès lors à une démarche fondée sur une chasse aux « empreintes », digitales ou non, laissées par les apprenants dans les environnements d'apprentissage mis à leur disposition par l'institution.

> *Learning Analytics is about collecting traces that learners leave behind and using those traces to improve learning.*
>
> (Duval & Verbert, 2012, p. 1)

Malgré l'apparente simplicité de cette définition, on y retrouve l'essentiel de ce qui fait la spécificité des Learning Analytics, à savoir le recueil et l'usage de données portant sur l'activité des étudiants en vue d'améliorer l'apprentissage. Selon les auteurs (Duval & Verbert, 2012), ces données constituent des indices de l'engagement des apprenants. Elles permettent de modéliser l'activité de ces derniers, en vue de mieux comprendre leur fonctionnement et, *in fine*, de pouvoir les accompagner de manière adaptée durant leur parcours académique.

Bonnin et Boyer (2015) évoquent également la collecte de données, mais soulignent en plus la présence d'une étape d'analyse de celles-ci et la nécessité d'en assurer une utilisation judicieuse. Dans la littérature, plusieurs traitements sont ainsi envisagés sur les données et leur enchaînement nous informe sur le processus à mettre en œuvre dans la quête d'un objectif donné.

> *Leur objet d'étude est la collecte, l'analyse et l'utilisation intelligente de données produites par l'apprenant.*
>
> (Bonnin & Boyer, 2015, p. 1)

La définition adoptée en 2011 par la *Society of Learning Analytics Research* (SoLAR) lors de la première conférence internationale *Learning Analytics and Knowledge* (LAK), coïncidant avec celle de Siemens et Long (2011), est considérée comme la plus fiable de la discipline et est donc largement utilisée dans la littérature scientifique.

> *Learning Analytics is the measurement, collection, analysis and reporting of data about learners and their contexts, for purposes of understanding and optimising learning and the environments in which it occurs.*
>
> (Siemens & Long, 2011, p. 3)

Les différentes opérations menées sur les données issues des environnements d'apprentissage et de leurs utilisateurs dans le cadre d'une démarche de Learning Analytics sont ici mises en exergue : il s'agit d'un processus impliquant la mesure, la collecte, l'analyse et la communication des données recueillies. Les principaux buts de ces opérations sont également mis en avant : améliorer les apprentissages individuels, d'une part, et les environnements dans lesquels ils ont été réalisés, d'autre part. Ce double enjeu est au cœur de la démarche des Learning Analytics et constitue son principal objectif. Il est donc question, pour les institutions d'enseignement supérieur, de faire progresser leur offre de formation dans un monde en rapide et constante mutation.

D'autres définitions, parmi lesquelles se retrouve celle d'Elias (2011), apportent un éclairage supplémentaire en révélant la pluridisciplinarité nécessaire à l'implémentation des Learning Analytics dans le milieu de l'enseignement.

> *Learning analytics is an emerging field in which sophisticated analytic tools are used to improve learning and education. It draws from, and is closely tied to, a series of other fields of study including business intelligence, web analytics, academic analytics, educational data mining, and action analytics.*
>
> Elias (2011, p. 2)

L'importance de la composante technologique inhérente à toute démarche de Learning Analytics n'est notamment pas à sous-estimer, tant celle-ci est associée à l'utilisation d'outils d'analyse élaborés et à l'application de techniques empruntées à différentes disciplines ou communautés (Bonnin & Boyer, 2015 ; Elias, 2011). Les technologies dont il est question sont essentiellement regroupées dans le giron des Data Sciences (ou *Sciences des données*), qui constituent une discipline récemment arrivée dans le monde académique à la suite de l'essor du Big Data.

> *Les Learning Analytics ou analyse de l'apprentissage constituent une discipline émergente à la confluence de l'informatique, des sciences de l'éducation et des mathématiques.*
>
> (Bonnin & Boyer, 2015, p. 1)

Contrairement à la définition de Bonnin et Boyer (2015), celle d'Elias (2011) clarifie la place de la technologie par rapport à la pédagogie en ce sens qu'elle situe le premier champ comme étant au service du second. Les outils et techniques auxquels la démarche recourt permettent d'appréhender de façon concrète la quantité phénoménale de données que les étudiants produisent à travers l'utilisation des outils numériques dans les écologies d'apprentissage de l'enseignement supérieur telles qu'on les connait de nos jours. On pourrait ainsi relier les Learning Analytics à l'usage des dernières avancées technologiques destiné à améliorer l'expérience d'apprentissage des étudiants et leurs environnements.

En guise de synthèse et au regard des définitions présentées dans cette section du rapport, quatre caractéristiques majeures des Learning Analytics semblent pouvoir être soulignées :

1) un recueil continu d'une masse de données numériques ;
2) un traitement en plusieurs étapes des données recueillies ;
3) une pluridisciplinarité des champs de compétences sollicités ;
4) une volonté d'insuffler des changements pouvant profiter à l'enseignement et l'apprentissage.

Trois fonctions déterminantes

Au-delà des caractéristiques susmentionnées, trois fonctions majeures peuvent être attribuées aux Learning Analytics (Daniel, 2015) : une fonction descriptive, une fonction prédictive et une fonction prescriptive. La définition de chacune d'entre elles permet de mesurer en quoi cette fonction s'intègre ou dépasse les pratiques d'analyse des apprentissages réalisées classiquement dans le domaine des Sciences de l'Éducation.

La fonction descriptive

Toute démarche de Learning Analytics s'inscrit dans un contexte particulier qu'il est capital d'appréhender, ne fut-ce que pour identifier les conditions et attentes auxquelles sont soumis les étudiants dans le cadre de leurs apprentissages. Les cours, les tâches et les ressources présentes dans les écologies d'apprentissage, de même que les étudiants, leurs caractéristiques et leurs stratégies d'apprentissage, diffèrent constamment, et de manière plus ou moins importante, d'un contexte à un autre.

Pour prédire la réussite, l'échec voire l'abandon d'un étudiant dans un contexte donné, il est dès lors nécessaire de mettre en lien les trois éléments suivants :

1. les caractéristiques des écologies d'enseignement et la manière dont elles sont susceptibles de nourrir les apprentissages des étudiants ;
2. les caractéristiques des étudiants ou des groupes d'étudiants pour déceler la mesure dans laquelle ils vont pouvoir se saisir des opportunités d'enseignement qui leur sont offertes pour favoriser leurs apprentissages ;
3. les interactions entre écologie d'enseignement et les stratégies d'apprentissage des étudiants.

Cela implique un travail considérable d'analyse des liens existant entre les tâches à réaliser, les stratégies de réalisation de ces tâches, les caractéristiques des étudiants mobilisant ces stratégies et les résultats obtenus. Cette analyse est incontournable pour l'établissement de « profils » types auxquels se référer afin de permettre ensuite, sur base de quelques données, une rapide reconnaissance de la situation dans laquelle se trouve chaque étudiant.

L'enjeu de cette étape descriptive essentielle au développement de Learning Analytics réside, d'une part, dans la compréhension et la lecture fine de ce qu'il se passe dans les divers contextes d'apprentissage appréhendés et, d'autre part, dans la mesure des conséquences associées.

À titre d'exemple, un étudiant lambda pourrait ainsi remarquer, dans son tableau de bord, qu'il a entamé les activités du cours en ligne avec un retard de deux jours sur ce qui était prescrit et qu'il n'a pas terminé l'ensemble des exercices proposés. Il s'agit, ici, de données factuelles.

La fonction prédictive

Une analyse portant sur un nombre suffisant de situations correspondant au même contexte permet de dégager des tendances, des patterns qui vont ensuite être renforcés ou nuancés par le biais du « Machine Learning ». Grâce à l'accumulation constante de nouvelles données et à l'aide de certaines techniques statistiques, le système devient de plus en plus apte à détecter, au sein des situations analysées, les éléments saillants pouvant influencer la réussite des étudiants qui investissent les écologies d'apprentissage ciblées. Un travail de catégorisation est alors possible en vue de prédire, avec une certaine efficacité, leurs probables résultats.

Ce même étudiant lambda, dans ce cas-ci, pourrait toujours voir, dans son tableau de bord, qu'il a entamé les activités du cours en ligne avec un retard de deux jours sur ce qui était prescrit et qu'il n'a pas terminé l'ensemble des exercices proposés. Cette information serait toutefois complétée par une information sur les conséquences de son manque d'application. Il serait ainsi averti par le système que

son investissement ne lui donne que X % de chance de réussir ce cours ou qu'il lui donne X chances de moins de réussir le cours que s'il avait géré son travail avec plus d'assiduité. Ces données sont prédictives.

La fonction prescriptive

Cette troisième et dernière fonction se préoccupe de la réaction attendue au vu de la situation décrite par le système, voire de son issue présumée. Il s'agit de proposer des « recommandations » individuelles pouvant guider, soutenir, accompagner l'étudiant, que ce soit dans l'objectif qu'il poursuive ses comportements (dans le cas d'une prédiction favorable) ou qu'il les modifie rapidement (dans le cas d'une prédiction défavorable). Les pistes suggérées par le système doivent, elles aussi, s'appuyer sur les expériences de cohortes précédentes pour être suffisamment fiables.

Dans l'exemple donné précédemment, nous pourrions imaginer que le système aille plus loin en proposant à l'étudiant des pistes de régulation concrètes qui visent à l'aider à modifier son comportement pour remplir les tâches imposées par son cours. Le système pourrait, entre autres, lui recommander de réaliser un planning dans le but d'organiser la réalisation des exercices demandés dans les activités de la semaine et de ceux précédemment mis de côté. Il pourrait aussi l'inviter à prendre contact avec l'enseignant ou un encadrant afin d'identifier et mieux comprendre les aspects qui lui posent problème. Il pourrait encore l'orienter vers un module supplémentaire de remédiation.

Notre étudiant lambda, dans ce cas-ci, pourrait toujours constater, dans son tableau de bord, qu'il a entamé les activités du cours en ligne avec un retard de deux jours sur ce qui était prescrit, qu'il n'a pas terminé l'ensemble des exercices proposés et que son investissement actuel ne lui donne que X % de chance de réussir ce cours. Le système l'informerait aussi que s'il change son comportement (en établissant un planning ou en participant à l'activité de remédiation proposée), il augmente ses probabilités de réussite de X %.

Ces trois fonctions ne sont pas simples à remplir dans la mesure où elles représentent l'aboutissement, à des degrés divers, du développement d'un système complexe, dont chaque composante est essentielle au bon fonctionnement de la démarche des Learning Analytics. Il convient d'ailleurs de définir très tôt la ou les fonction(s) poursuivie(s) par la démarche mise en œuvre dans la mesure où elle(s) détermine(nt) la nature des données nécessaires à l'exercice de celles-ci et des informations qui seront divulguées aux utilisateurs par le système.

Une ambition forte

Les Learning Analytics investissent progressivement l'enseignement supérieur en invoquant des raisons variées, mais toujours dans l'optique d'insuffler un changement. Parmi les préoccupations les plus évoquées, figurent l'amélioration de la qualité de l'expérience d'apprentissage des étudiants et la diminution des taux d'échec voire d'abandon.

Indépendamment des fonctions qui lui sont conférées, toute démarche de Learning Analytics peut être le déclencheur d'un processus de régulation des apprentissages, voire des enseignements.

Les Learning Analytics comme outil de soutien à la régulation des apprentissages

D'un point de vue pédagogique, nous pouvons considérer que les Learning Analytics sont un outil au service de la régulation – voire de l'autorégulation – des étudiants.

Le modèle de Verbert et ses collègues (2013) illustre le processus de régulation des apprentissages tel qu'envisagé dans un contexte de Learning Analytics (Figure 2).

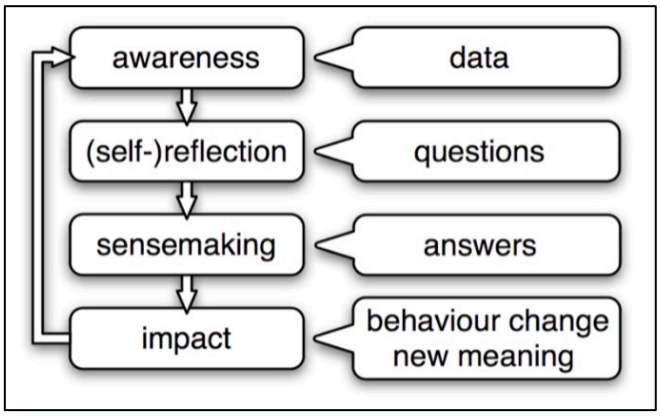


Figure 2. Learning Analytics Process Model (Verbert et al., 2013)

Ce modèle fonctionne de façon itérative et renferme quatre étapes consistant en :

1. la prise de connaissance, par l'étudiant, d'informations relatives à ses apprentissages (niveau de performance, position dans la cohorte, probabilité de réussite…) ;
2. la remise en question, par l'étudiant, de ses stratégies d'apprentissage en fonction des résultats auxquelles celles-ci le conduisent ;
3. la production de pistes de régulation en vue d'améliorer la situation décrite ;
4. le cas échéant, la mise en œuvre des pistes de régulation envisagées, se manifestant par des changements de comportements qui seront à leur tour appréhendés par le système et traduits en nouvelles données qui mèneront à la délivrance de nouvelles informations.

Les Learning Analytics jouent ici un rôle particulier au niveau de la production et de la transmission aux étudiants d'informations relatives à leur situation d'apprentissage. Le prise de conscience de celles-ci amorce le processus de régulation et contribue à le réactiver ultérieurement.

Selon l'interprétation des diverses informations délivrées, deux réactions opposées de l'étudiant sont attendues : valider et poursuivre sa méthode de travail en estimant que le niveau de performance atteint grâce à la mise en place de celle-ci le satisfait ou modifier ses stratégies d'apprentissage, notamment dans le cas où elles ont peu de chance de le mener à la réussite (la prédiction pouvant être déduite par l'étudiant à partir des informations qu'il a reçues ou bien, comme nous l'avons expliqué précédemment, être annoncée explicitement par le système). Les Learning Analytics peuvent aussi susciter des réactions imprévues et il est nécessaire d'y être attentif. Le découragement causé par un feedback négatif ou la forme d'euphorie pouvant survenir à la suite d'un feedback positif sont des situations dont il s'agira de mesurer les effets.

Les Learning Analytics ne constituent évidemment pas l'unique moyen de provoquer une attitude réflexive et une régulation de la part des étudiants. Un enseignant peut tout à fait, de sa propre initiative, interpeller un de ses apprenants en cours d'apprentissage, si différents constats font naître chez lui des inquiétudes ou des craintes à son sujet. Néanmoins, l'enseignant dispose de peu d'éléments solides sur lesquels appuyer sa démarche : s'il peut se référer à des perceptions ou impressions personnelles (un manque d'assiduité, par exemple), il détient moins d'arguments concrets susceptibles d'attirer l'attention de l'étudiant sur ses difficultés ou comportements effectifs. Il est à noter que les résultats aux évaluations constituent des données utiles, mais qui arrivent généralement tard dans le parcours de l'étudiant.

Plusieurs atouts peuvent ainsi être attribués aux Learning Analytics :

- un gain d'objectivité quant aux éléments sur lesquels fonder un jugement, une décision, dans le sens où il peut s'agir de résultats aux évaluations, mais aussi de comportements manifestés tout au long d'une période d'apprentissage ;
- une rapidité et une régularité plus accrues des feedbacks fournis aux étudiants qui, selon Elias (2011), contribuent à leur offrir davantage de temps pour qu'ils puissent progresser au mieux dans leurs cours.

Autrement dit, les Learning Analytics, via les outils et techniques qu'ils mobilisent, tendent à réduire de façon significative le délai entre les comportements manifestés par les étudiants dans un contexte d'apprentissage donné, les probables conséquences de ces comportements en termes de performance, de réussite ou d'échec, et la transmission de ces informations aux intéressés.

[…] learning analytics is focused on building systems able to adjust content, levels of support and other personalized services by capturing, reporting, processing and acting on data on an ongoing basis in a way that minimizes the time delay between the capture and use of data.

Elias (2011, p. 4)

Les Learning Analytics comme outil à la régulation des enseignements

Les Learning Analytics sont aussi perçus comme une belle opportunité d'augmenter la qualité des enseignements. Ils permettent aux enseignants d'obtenir des informations concrètes, précises et essentielles leur permettant de réguler leurs dispositifs pédagogiques.

À titre d'exemple, Dyckhoff et ses collègues (2012) ont développé l'outil « *eLAT* » à l'Université d'Aachen. Cet outil a pour but d'informer les enseignants quant aux effets de leurs méthodes d'enseignement sur les apprenants. Ainsi, un enseignant peut savoir si les ressources et les tâches qu'il leur propose concourent à l'atteinte des objectifs visés par son cours. *e-LAT* permet notamment aux enseignants qui l'utilisent de prendre connaissance des dix ressources les plus utilisées par les étudiants, de visualiser l'utilisation d'un forum ou encore la vitesse à laquelle les étudiants réalisent une tâche après qu'elle ait été soumise dans l'environnement d'apprentissage. Ces informations permettent donc aux enseignants de repérer les ressources jugées plus importantes pour les étudiants, lesquelles sont moins utilisées et même d'identifier les raisons de ce déficit d'utilisation en allant explorer les informations échangées par les étudiants sur le forum. Ils peuvent également évaluer si l'agencement des tâches et leur niveau de difficulté sont adaptés. Pour résumer, les enseignants peuvent exploiter les informations produites grâce aux Learning Analytics de façon à réguler leurs dispositifs d'apprentissage à partir de données portant directement sur les actions menées par les étudiants.

Le lien entre le curriculum des cours (ou *Learning Design*) et les Learning Analytics est, dans ce cas, relativement robuste dans la mesure où les Learning Analytics permettent d'informer de l'utilisation réelle des évènements d'apprentissage conceptualisés lors du Learning Design, et inversement, de modifier le Learning Design en fonction des Learning Analytics. Les Learning Analytics sont d'autant plus pertinents lorsqu'ils prennent en compte et s'intègrent dans l'architecture des cours de façon précise.

À l'Open University du Royaume-Unis, Rienties et Toetenel (2016) ont conduit une analyse portant sur 151 modules de cours en utilisant une démarche de Learning Analytics. Leurs recherches ont permis de montrer l'importance du *Learning Design* sur le comportement des étudiants. Ils estiment ainsi que

69 % de l'activité d'un étudiant dépend de ce que les enseignants intègrent aux cours qu'ils dispensent. Il est donc tout à fait utile d'accorder une attention particulière à l'architecture des cours.

Sclater (2017) souligne, par ailleurs, que les Learning Analytics sont potentiellement plus utiles que d'autres méthodes d'évaluation des enseignements dans le sens où cette démarche apporte des détails portant directement sur l'activité des étudiants et ce, d'une manière irréalisable auparavant. Effectivement, les méthodes mieux connues (les enquêtes auprès des étudiants, par exemple) ne permettent pas d'appréhender les interactions entre les étudiants et leur environnement d'apprentissage comme les Learning Analytics peuvent le faire.

De multiples bénéficiaires

Au vu de ce qui a déjà été présenté dans ce rapport, on comprend que les bénéficiaires des Learning Analytics sont multiples. Parmi ceux-ci, figurent naturellement les utilisateurs directs du système (à savoir les étudiants, enseignants, encadrants…), mais pas seulement. La suite du texte vise ainsi à préciser à quel type d'acteurs peut profiter l'implémentation d'une telle démarche.

Les étudiants, premiers bénéficiaires des Learning Analytics

Les Learning Analytics visant essentiellement, notamment d'après la définition adoptée lors de la LAK'11 (Siemens & Long, 2011), à optimiser les conditions d'apprentissage et les stratégies mises en œuvre par les apprenants, ces derniers sont considérés comme les principaux bénéficiaires de la démarche.

Les enseignants et encadrants comme autres bénéficiaires

Les informations portant sur l'activité des étudiants bénéficient, en miroir, aux enseignants et aux encadrants.

En effet, partant du constat (dressé précédemment dans ce rapport) que la population estudiantine augmente de façon constante depuis plusieurs décennies un peu partout dans le monde – et donc aussi en Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique – et que le financement de l'enseignement supérieur n'augmente pas en conséquence, les Learning Analytics permettent de suivre, à distance, l'évolution des étudiants et éventuellement de proposer un accompagnement mieux ciblé à ceux qui semblent en éprouver le besoin. Concrètement, une fois que des étudiants ont été identifiés comme présentant un profil « à risque », l'enseignant ou ses collaborateurs peuvent mettre en place un système d'accompagnement visant à les soutenir. Les ressources nécessaires à cet accompagnement peuvent donc être rationnalisées, exploitées de façon ciblée en vue d'en augmenter l'efficacité. Toutefois, il s'agira d'être vigilant à ce que les potentialités du système soient offertes à tous les

étudiants. Il ne s'agira pas non plus d'utiliser le système pour stigmatiser des populations d'étudiants les plus faibles auxquelles il ne serait *a priori* pas rentable d'offrir une aide.

Un autre avantage apporté par les Learning Analytics aux enseignants se situe au niveau de la scénarisation pédagogique (ou *Course Design*), c'est-à-dire de la conception du cours, de son architecture et de ses ressources. Les Learning Analytics leur permettent d'avoir un retour pratiquement en direct sur la façon dont les étudiants investissent leur cours. Ce feedback constitue une occasion d'adapter le cours, que ce soit au niveau de ses contenus, de son organisation ou des ressources spécifiques et complémentaires à proposer. En résumé, les Learning Analytics apportent un regard nouveau sur les environnements d'apprentissage lorsqu'ils sont au service du *Course Design*.

La mise en relation de ces deux éléments que sont les Learning Analytics et le *Course Design* est une finalité qui est tout à fait susceptible de contribuer au développement professionnel des enseignants. Faire évoluer un cours de façon à ce qu'il soit le plus intéressant possible constitue un défi important pour eux. Or, le fait de pouvoir choisir les éléments du cours à modifier et le sens de cette modification sur base d'éléments de preuve, tels qu'en sont les données portant sur l'activité des étudiants, contribue à une forme solide de professionnalisation.

Quel intérêt pour la recherche en pédagogie universitaire ?

Dans le domaine des Sciences de l'Éducation, améliorer la qualité des apprentissages et des environnements dans lesquels ils se produisent n'est pas un objectif nouveau. Divers types de recherches travaillent à l'atteinte de ces objectifs depuis déjà longtemps.

Avant l'essor des environnements d'apprentissage en ligne, le fonctionnement des étudiants et leur efficacité étaient analysés essentiellement à travers des données de performance à des tests ou examens et via des variables de présage pouvant augurer de ces performances (âge, genre, statut socio-économique…).

Lorsque l'on parle de données dans le contexte de Learning Analytics, on fait surtout référence à un type de données auxquelles les chercheurs en Sciences de l'Éducation n'avaient pas forcément accès auparavant, c'est-à-dire les données relatives aux activités d'apprentissage.

Le fait de pouvoir analyser directement l'activité des étudiants à l'aide d'un système automatisé est la principale contribution des Learning Analytics à la recherche en pédagogie universitaire. Elle permet à cette discipline d'inscrire ses travaux dans une perspective d'*Evidence Based Research*, et ainsi de mener des études empiriques à ce sujet.

Les Academic Analytics à des fins de pilotage

Les Learning Analytics permettent de centraliser une masse de données de façon aussi à en tirer des informations utiles pour la bonne gestion de l'institution et de ses services. Or, dès l'apparition des premiers articles sur le sujet, le constat d'une utilisation très (trop) rare de données potentiellement intéressantes dans les universités a été établi (Macfadyen & Dawson, 2010 ; Ferguson et al., 2014). C'est d'ailleurs une des raisons qui justifient le développement des Learning Analytics, à savoir la possibilité d'utiliser de façon pertinente ces données.

Siemens et Long (2011) font partie des auteurs qui ont très tôt plaidé pour une utilisation de ces données et donc pour le déploiement de Learning Analytics à l'échelle institutionnelle. Une importante quantité de données étant, à leurs yeux, mal utilisée, ils pointent néanmoins un réel besoin de changement dans l'usage qui en est fait.

> *Higher education, a field that gathers*
> *an astonishing array of data about its « customers »,*
> *has traditionally been inefficient in its data use,*
> *often operating with substantial delays in analyzing readily evident data and feedback. (…)*
> *Organizational processes - such as planning and resource allocation -*
> *often fail to utilize large amounts of data on effective learning practices, student profiles,*
> *and needed interventions. Something must change.*
>
> (Siemens & Long, 2011, p. 2)

Elias (2011) souligne également un souci dans l'utilisation des données au sein des institutions, leur récolte ne se faisant pas toujours de manière sensée.

> *(…) in the majority of institutions,*
> *the development of actionable knowledge related to learning*
> *has been stalled at the data level with the collection of*
> *a large amount of data in a meaningless form.*
>
> (Elias, 2011, p. 7)

Au niveau de la gestion d'une université ou d'une haute-école, les Learning Analytics permettent aux autorités compétentes de mieux comprendre les interactions entre les écologies d'apprentissage et les divers profils d'étudiants qui les fréquentent, ce qui devrait les aider à mieux évaluer et cibler les orientations en termes d'aide à la réussite.

Pour ces mêmes autorités, c'est également une opportunité d'améliorer la qualité des enseignements et donc l'offre de formation, d'une part, en observant les pratiques particulièrement engageantes ou efficaces et, d'autre part, en cherchant à étendre ces bonnes pratiques plus largement dans leur

institution, notamment via des formations continues construites à partir des constats réalisés ou desquelles les thématiques s'inspireraient.

Pour tirer pleinement profit des Learning Analytics, les institutions d'enseignement supérieur doivent s'adapter à cette nouvelle manière de fonctionner. Elles doivent s'adapter à tel point que les chercheurs qui se sont intéressés aux dynamiques d'implémentation de Learning Analytics (dont Ferguson et al., 2014 ; Colvin et al., 2017) parlent de changement de « culture institutionnelle ». Pour être efficaces dans l'utilisation des Learning Analytics, les institutions plus traditionnelles doivent ainsi évoluer vers une nouvelle forme de gestion et devenir des *« Data Intensive Universities »* (Ferguson et al., 2014, p. 19) que l'on peut définir comme « a university where staff and students understand data and, regardless of its volume and diversity, can use it and reuse it, store and curate it, apply and develop the analytical tools to interpret it ».

Learning Analytics et Academic Analytics

Quel que soit le niveau de décision concerné, les Learning Analytics permettent aux responsables institutionnels ou politiques de prendre des décisions éclairées, appuyées sur des données empiriques et non sur des impressions, des rumeurs ou tout autre type de données plus subjectives.

Bien entendu, cette logique d'observation des activités d'apprentissage peut être appliquée à différentes échelles (Figure 3). De cette façon, ce qui est observable pour un cours peut l'être pour un ensemble de cours, pour une filière d'études, une faculté/catégorie ou l'ensemble de l'offre de formation d'une institution. Ces observations permettent donc, *in fine*, d'éclairer certaines décisions aux plus hauts niveaux d'une université ou d'une haute école. Néanmoins, au-delà des cours et dès que l'on envisage de se pencher sur une filière de formation, le champ évolue pour devenir celui des « Academic Analytics » et cela se situe en dehors de la portée du présent rapport.

TYPE OF ANALYTICS	LEVEL OR OBJECT OF ANALYSIS	WHO BENEFITS?
Learning Analytics	**Course-level:** social networks, conceptual development, discourse analysis, "intelligent curriculum"	Learners, faculty
	Departmental: predictive modeling, patterns of success/ failure	Learners, faculty
Academic Analytics	**Institutional:** learner profiles, performance of academics, knowledge flow	Administrators, funders, marketing
	Regional (state/provincial): comparisons between systems	Funders, administrators
	National and International	National governments, education authorities

Figure 3. Learning and Academic Analytics (Siemens & Long, 2011)

Des principes et applications variés

Une démarche de Learning Analytics peut prendre différentes formes, notamment selon la finalité poursuivie et les bénéficiaires auxquels elle est destinée. Des principes de fonctionnement généraux permettent toutefois d'identifier des lignes de conduite communes.

Cinq applications peuvent effectivement être considérées comme les plus fréquentes :

- l'identification d'étudiants avec un profil « à risque » en vue de pouvoir intervenir (de façon directe ou indirecte) et de leur permettre, par exemple, de modifier leurs stratégies d'apprentissage ;
- la visualisation d'indicateurs portant sur l'activité d'un étudiant spécifique ou d'un groupe d'étudiants via un tableau de bord ;
- la situation de chaque étudiant dans sa cohorte afin qu'il puisse estimer l'efficacité de ses stratégies d'apprentissage en comparaison avec celles de ses pairs ;
- l'apport de conseils, de pistes d'amélioration aux étudiants via un système de recommandations générées automatiquement ;
- la personnalisation d'un parcours d'apprentissage (*Adaptive Learning*) en fonction des difficultés identifiées chez les étudiants.

Ces applications partagent toutes une base commune, à savoir l'analyse de l'activité des étudiants dans un environnement d'apprentissage donné. Le fait de pouvoir observer les comportements des étudiants dans leurs écologies d'apprentissage permet notamment de pointer les difficultés manifestées par ces étudiants ou les difficultés qu'ils vont probablement rencontrer, si l'on confère une fonction prédictive à cette analyse. À partir de ce constat, les techniques statistiques recourant à divers algorithmes peuvent identifier les parcours réalisés par des étudiants présentant un profil analogue et ayant été confrontés aux mêmes difficultés. Le système peut alors suggérer des étapes supplémentaires à l'étudiant afin d'étayer ses apprentissages. Par conséquent, le cours devient respectueux des rythmes d'apprentissage des étudiants dans une logique de différenciation pédagogique.

Comme nous l'avons déjà précisé, l'ensemble des applications de Learning Analytics sont généralement mises en œuvre au bénéfice ultime des étudiants. Certaines d'entre elles sont directement destinées à l'usage de ces derniers tandis que d'autres seront d'abord utilisées par les enseignants ou encadrants, qui les exploiteront dans le but de proposer de meilleures conditions d'apprentissage aux étudiants ou de les soutenir dans leurs démarches de régulation.

Ainsi, si les résultats d'un étudiant ne sont pas satisfaisants par rapport aux seuils de réussite à atteindre, le système peut directement le lui signaler, à travers un tableau de bord ou un autre canal, et même lui proposer une ou plusieurs recommandation(s) en vue de l'aider à savoir comment réagir. Le modèle de Verbert et al. (2013) précédemment présenté (voir Figure 2, p. 14) s'inscrit notamment dans cette lignée.

Par ailleurs, dans certains cas, le système peut aussi communiquer ces informations à un intermédiaire à qui la décision et la manière d'intervenir auprès de l'étudiant concerné appartient. Le modèle « Learning Analytics Process », créé par Dyckhoff et al. (2012), s'inscrit dans ce cas de figure.

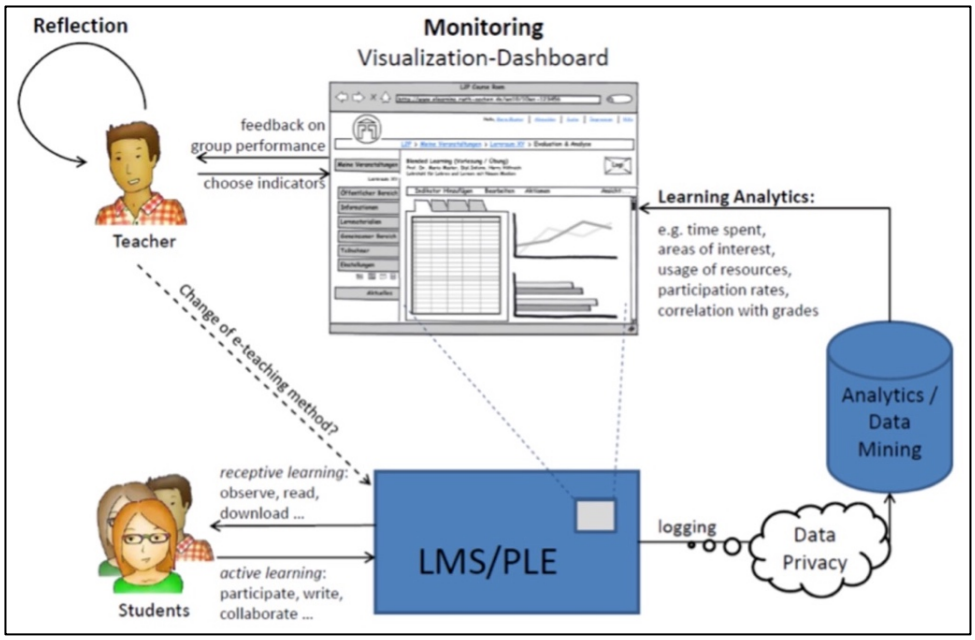


Figure 4. Learning Analytics Process (Dyckhoff et al., 2012)

Ce modèle (Figure 4) illustre le fonctionnement des Learning Analytics de façon générale, en le résumant de la manière suivante :

1. Les étudiants suivent un cours et y participent plus ou moins activement ;
2. L'activité de ces étudiants est intégrée au *Learning Management System* (LMS) et/ou à leur *Personnal Learning Environment* (PLE ou environnement personnel d'apprentissage) ;
3. Les traces de cette activité – autrement dit, les données – sont collectées et stockées dans une base de données, puis font l'objet de traitements basés sur des techniques de *Data Mining* ;
4. Ces données, une fois traitées, fournissent des informations qui sont présentées dans un tableau de bord (*dashboard*) aux utilisateurs que sont l'enseignant ou le responsable du cours ;
5. Les indicateurs générés dans le tableau de bord sont susceptibles d'amorcer un processus de réflexion chez l'enseignant qui peut le conduire à une régulation de ses pratiques ou à un aménagement de son dispositif.

Les tableaux de bord (*dashboard*) présentent ici une série d'indicateurs permettant à l'enseignant de prendre rapidement connaissance d'un ensemble d'informations relatives à l'utilisation, par les étudiants, de son écologie d'apprentissage. Ce modèle n'induit pas de lien direct entre le monitoring (*dashboard*) et les étudiants. Dans ce rapport, nous aurons l'occasion d'évoquer d'autres modèles dans lesquels les étudiants ont accès à un monitoring spécifique.

Notons que les *dashboard* sont actuellement un objet de recherche à part entière dans le domaine des Learning Analytics. Plusieurs chercheurs (dont Charleer et al., 2014) se consacrent depuis plusieurs années à l'étude de ce type d'outil. Il existe plusieurs définitions des *dashboard*, mais celle de Few (2007, p. 1) nous semble particulièrement pertinente dans le domaine des Learning Analytics. Selon lui, « a dashboard is a visual display of the most important information needed to achieve one or more objectives, consolidated and arranged on a single screen so the information can be monitored at a glance ».

Pour pouvoir visualiser les données relatives à l'expérience d'apprentissage des étudiants dans un *dashboard*, il est impératif de passer par la création d'algorithmes puissants (représentés par l'illustration *« Analytics/Data Mining »* dans le modèle de Dyckhoff et al. présenté à la Figure 4, p. 22) permettant, d'une part, de croiser des données issues de sources diverses et, d'autre part, de les intégrer à des cas de figures préétablis afin de pouvoir « piloter » le parcours des étudiants de façon préventive. Bien entendu, si la machine peut identifier des points de difficulté et proposer des pistes de solution, retenons que l'appréciation de l'être humain, et *a priori* d'un pédagogue, reste de mise pour évaluer le bienfondé de s'engager dans une voie ou dans une autre.

L'avenir de la discipline

Les Learning Analytics ne cessent d'évoluer et d'explorer de nouvelles pistes dans l'optique d'appréhender de plus en plus finement l'apprentissage et les dimensions qui y sont associées. Sclater (2017) identifie trois voies dans lesquelles les Learning Analytics sont actuellement en train de s'engager : les *Social Network Analysis*, les *Discourse Analytics* et les *Sentiment and Emotions Analyses*.

L'analyse des réseaux sociaux est possible, en garantissant leur accessibilité à partir des LMS des étudiants. L'enjeu est de comprendre leur fonctionnement dans ce que l'on peut considérer comme une extension de leur environnement personnel d'apprentissage. Plus précisément, il s'agit de se rendre compte de la manière dont les étudiants co-construisent leurs connaissances à travers leurs interactions sociales. L'analyse des écrits des étudiants – dans leurs travaux et dans leurs communications interpersonnelles – constitue également une piste de développement des Learning Analytics, toujours dans la perspective de mieux comprendre les apprentissages. Enfin, des dimensions

moins visibles commencent à présent à être appréhendées via des analyses multimodales. Parmi ces dimensions, les émotions figurent en bonne place car la littérature ne comprend que peu d'éléments sur leur rôle dans les apprentissages.

2.3. UN PROCESSUS D'IMPLÉMENTATION COMPLEXE

Une démarche impliquant un large questionnement préalable

Les Learning Analytics ne sont pas simplement l'ajout de nouvelles fonctionnalités sur une plateforme institutionnelle. Ils représentent la modification, en profondeur, de tout un système de formation, d'une culture de l'enseignement généralement bien ancrée dans une institution. Selon Gašević et al. (2016, cités par Wong, 2017), la diversité caractéristique de l'implémentation des Learning Analytics pose un défi aux établissements souhaitant entrer dans une telle démarche, ceux-ci se questionnant sur la manière d'entamer le processus d'analyse des apprentissages.

L'implémentation des Learning Analytics est un processus lent et complexe, susceptible de rencontrer des résistances dans la mesure où il implique un changement des habitudes des différents membres d'une institution. En outre, une série de craintes apparaissent fréquemment lorsqu'il est question de développer des Learning Analytics et les manières de les dépasser ne coulent pas de source. C'est donc une véritable appropriation de la démarche qui est en jeu dans le déploiement de Learning Analytics. Cette appropriation, comme le propose le modèle de Chatti et al. (2012 ; Figure 5, p. 26), passe par l'apport de réponses à quatre questions essentielles : Pourquoi ? Qui ? Quoi ? Comment ?

Pourquoi ?

La question du « pourquoi » est cruciale. Y répondre consiste à définir l'utilisation dévolue aux Learning Analytics dans l'institution, c'est-à-dire à déterminer leur rôle et les changements que l'on espère amorcer en y recourant. Cela renvoie à leurs diverses applications possibles, qu'il importe de clarifier dès le départ. L'objectif poursuivi peut effectivement être multiple : soutenir l'accompagnement des étudiants en offrant des feedbacks plus fréquents et complets, détecter des risques d'échec ou d'abandon, soutenir des démarches de différenciation des apprentissages voire de personnalisation de ceux-ci…

Dans le modèle de Chatti et al. (2012), cette première question est rattachée à la nécessaire précision d'indicateurs et à l'établissement des différents profils existants dans un contexte donné.

Qui ?

Cette question du « qui » vise à identifier les diverses parties prenantes, autrement dit, tous les individus concernés par le dispositif. Dans la littérature, il est en effet fréquemment question des « stakeholders », c'est-à-dire des utilisateurs et bénéficiaires des Learning Analytics.

Parmi ceux-ci, figurent les étudiants, les enseignants et les encadrants, mais aussi les conseillers pédagogiques, les autorités institutionnelles ou encore le pouvoir politique. Le champ d'action de chaque catégorie d'utilisateurs doit être défini et les interactions entre ceux-ci également.

Le modèle de Chatti et al. (2012) relie deux dimensions à cette question : d'une part, les compétences multiples et variées qui sont indispensables pour concevoir, développer et exploiter les Learning Analytics à bon escient et, d'autre part, les contraintes associées à leur mise en œuvre. Les auteurs évoquent notamment des aspects organisationnels, éthiques ou relatifs au respect de la vie privée.

Quoi ?

La question du « quoi » nécessite de s'interroger sur la nature des données à exploiter, mais aussi sur leur qualité et leur accessibilité (Chatti et al., 2012).

Les Learning Analytics reposent sur l'utilisation de données issues d'environnements spécifiques. Cela suppose qu'elles sont peu généralisables à un contexte plus large, ce qui peut représenter un obstacle dans le développement de la démarche. D'après Ebner et Khalil (2015), ces données sont regroupées dans des « datasets », c'est-à-dire des groupes de données, portant notamment sur :

- les interactions entre les étudiants ou entre les étudiants et un système, une plateforme ;
- les traces des activités d'apprentissage ;
- des caractéristiques personnelles (démographiques ou biométriques) des étudiants ;
- des informations relatives au parcours académique.

Comment ?

L'implémentation des Learning Analytics repose sur des techniques et outils particulièrement élaborés. C'est notamment pourquoi cette démarche se détache des autres mesures d'accompagnement des étudiants. La question du « comment » s'intéresse aux moyens précis qu'il convient de mobiliser pour assurer la mise en place optimale du processus.

Pour l'essentiel, nous pouvons considérer que les Learning Analytics correspondent à l'importation, dans le domaine de la pédagogie, de techniques d'exploration de données permettant de répondre

aux trois fonctions (description, prédiction, prescription) qui leur sont généralement attribuées et que nous avons déjà présentées dans ce rapport (voir p. 11).

Le modèle de Chatti et al. (2012) propose d'associer les questions d'utilisabilité et de pertinence de ces techniques ainsi que leurs possibilités d'application, leur degré de précision et d'exactitude à la question de la mise en œuvre des Learning Analytics.

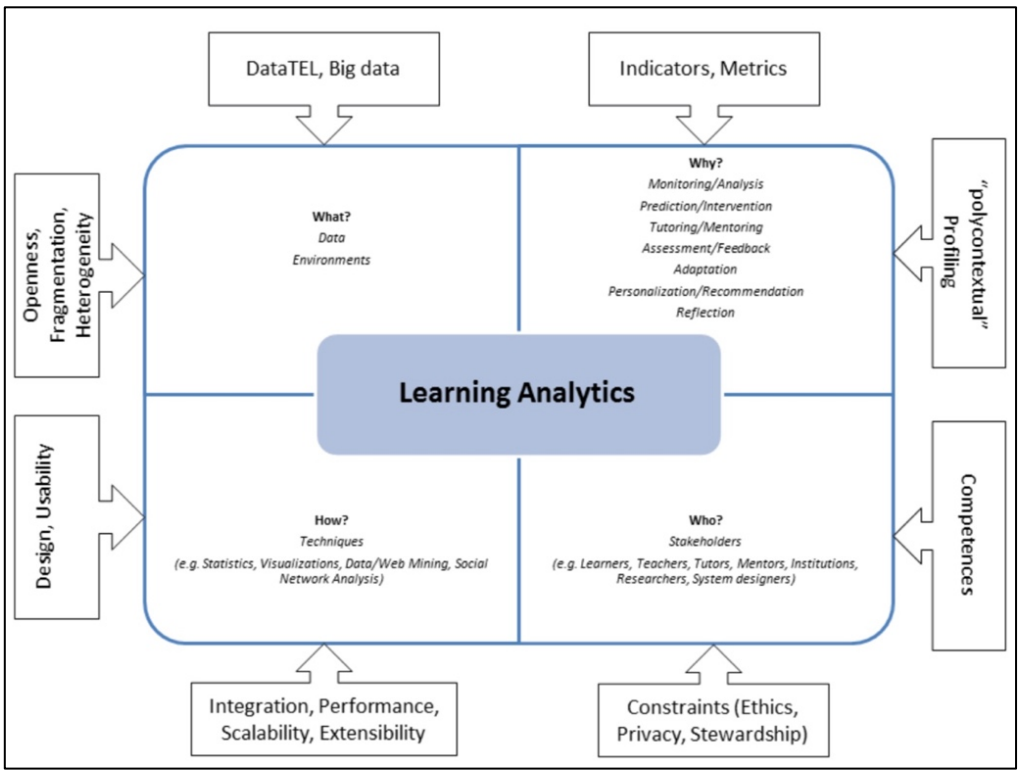


Figure 5. Learning Analytics Reference Model (Chatti et al., 2012)

À nos yeux, ces quatre questions génériques et les dimensions qui y sont associées augurent de la complexité qui caractérise l'implémentation des Learning Analytics dans une institution.

Pour aller plus loin dans la démarche, il nous semble pertinent de nous pencher sur le « LA Model » de Siemens (2013b) qui est considéré comme l'un des pères fondateurs de la discipline. Celui-ci illustre le parcours des données nécessaires au bon fonctionnement de la démarche.

Ce modèle met en évidence les différentes étapes de traitement des données dans un système automatisé. Il correspond au développement de Learning Analytics à large échelle (c'est-à-dire à l'ensemble d'une université ou d'une haute école, voire même d'un système d'enseignement plus vaste). Selon Siemens (2013b), le développement de ce type de système est indispensable pour atteindre certaines finalités telles que le développement de systèmes de recommandations automatisés ou la création de modèles prédictifs des performances des étudiants.

Le « LA Model » compte sept composantes (Figure 6) :

1. la collecte de données issues de différentes sources ;
2. leur stockage dans une base de données (ou « Data Warehouse ») ;
3. le nettoyage des données (pour l'interopérabilité de celles-ci) ;
4. l'intégration dans des bases de données plus fines ;
5. l'analyse proprement dite à l'aide d'une série d'outils et techniques ;
6. leur représentation visuelle dans un tableau de bord, par exemple ;
7. leur utilisation pour la finalité établie au préalable.

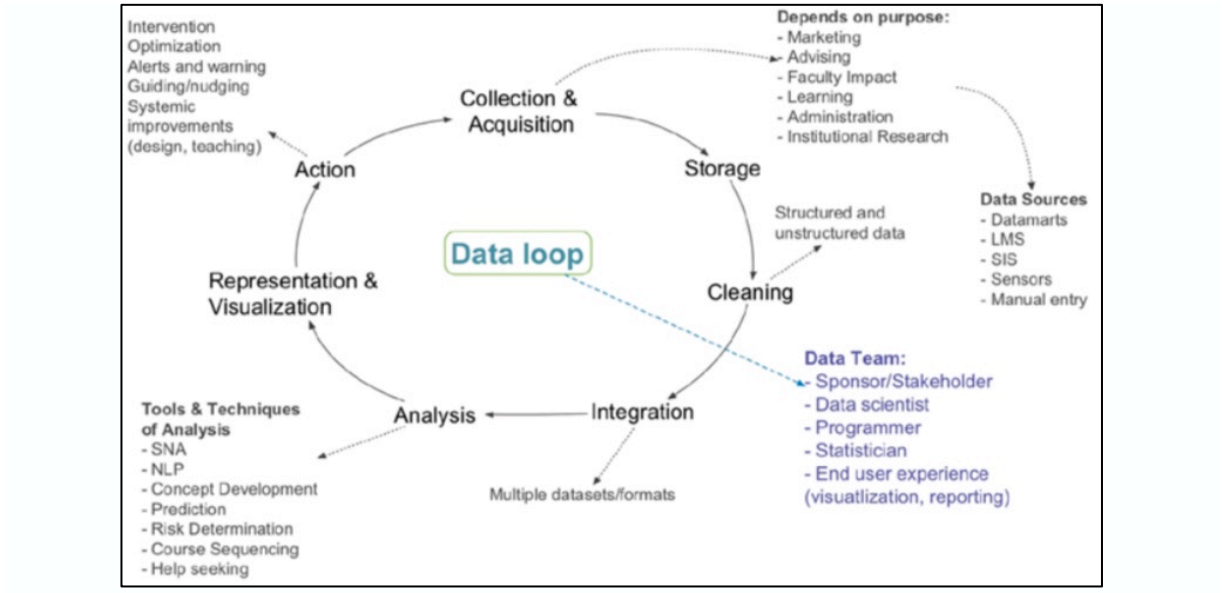


Figure 6. Learning Analytics (LA) Model (Siemens, 2013b)

À l'instar du modèle de référence de Chatti et al. (2012), celui de Siemens (2013b), nous permet de mesurer une nouvelle fois toute la complexité de la démarche des Learning Analytics. En effet, à chacune des étapes renseignées par le « LA Model » (Siemens, 2013b), des obstacles potentiels se dressent et il convient de pouvoir les surmonter pour que la démarche puisse suivre son cours. Nous reviendrons sur ces difficultés dans la suite du rapport.

Les clés d'une implémentation à large échelle

Une approche systémique

D'après Ferguson et al. (2014), une approche systémique est nécessaire pour l'implémentation réussie de n'importe quelle innovation à l'échelle institutionnelle, ceci incluant donc les Learning Analytics. Cette assertion est motivée par le fait qu'une université ou une haute école peut être considérée

comme un système à la fois complexe et adaptatif, capable d'évoluer à de multiples niveaux de façon à s'adapter aux besoins qu'il perçoit ou aux contraintes qu'il rencontre.

D'après Capra (1996, cité par Ferguson et al., 2014), les universités sont résilientes face à un changement ou une perturbation et visent le maintien d'un certain équilibre dans leurs structures et leurs modes de fonctionnement. Cela alimente une certaine résistance au changement qui, pour être dépassée, nécessite une innovation porteuse d'une véritable volonté de changement, qui s'adresse à l'ensemble du système et pas seulement à certaines unités de ce dernier.

Ferguson et al. (2014) insistent sur le fait que l'implémentation de Learning Analytics requiert des changements de pratiques à travers l'institution et ce, pour un large ensemble de parties prenantes. Par exemple, les enseignants doivent être en mesure d'utiliser de façon pertinente les outils et données mis à leur disposition, les étudiants doivent être convaincus de l'utilité des données issues des Learning Analytics pour l'amélioration de leurs apprentissages, les responsables du support informatique doivent pouvoir gérer les outils inhérents à la démarche de Learning Analytics (systèmes de récolte et de traitement automatisés de données, outil de visualisation…), les responsables de l'institution doivent être convaincus de la plus-value des Learning Analytics dans la recherche d'un enseignement et d'une formation de meilleure qualité, les responsables des aspects juridiques et éthiques doivent veiller au respect de contraintes légales et accorder une vigilance particulière à l'application bienveillante de la démarche.

Une approche systémique permet, à travers cette vision d'ensemble et l'appréciation relative aux différentes composantes du système, d'identifier différents points d'intervention, en vue de préparer au mieux l'institution au développement harmonieux et solide de l'innovation souhaitée.

> *To scale up the adoption of Learning Analytics and ensure sustainability we need a holistic view of all the possible social and cultural impacts that Learning Analytics might bring into an institutional context and to address or leverage these impacts strategically*.
>
> (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.1)

Selon Tsai (Gašević et al., 2018), avoir une vue d'ensemble du processus d'implémentation constitue un facteur favorable au bon développement des Learning Analytics dans une institution.

Cependant, l'identification des différentes composantes-clés d'un système tel qu'une université ou une haute école n'est pas une chose aisée. Plusieurs cadres de référence ont été conçus dans le but de soutenir les institutions qui souhaiteraient s'engager dans un processus d'implémentation de Learning Analytics en envisageant les multiples dimensions à considérer.

Des cadres de référence

Depuis 2016, le projet de recherche SHEILA (Supporting Higher Education to Integrate Learning Analytics), qui est soutenu par l'Union Européenne via le programme Erasmus + et regroupe plusieurs institutions d'enseignement supérieur, travaille au développement d'un cadre de référence propre aux Learning Analytics. Celui-ci se présente comme une réponse au constat d'une très faible application de la démarche à l'échelle institutionnelle à travers le monde et particulièrement en Europe. Les chercheurs ont effectivement remarqué que de nombreuses institutions observent ce que d'autres institutions développent dans le domaine ou s'engagent dans le processus sans avoir défini de stratégies ou sans s'être fixé de balises claires permettant d'assurer une efficacité ou une légitimité à leurs actions. Pour Tsai et al. (2018), ce constat est l'une des explications permettant de comprendre pourquoi l'émergence des Learning Analytics semble encore relativement limitée ou pourquoi les institutions s'étant lancées dans le processus en sont encore à des stades relativement précoces.

Depuis l'avènement des Learning Analytics en 2011 et indépendamment du projet SHEILA, plusieurs cadres de référence ont été proposés dans le but de soutenir le développement des Learning Analytics. Colvin et ses collaborateurs (2017, dans Lang, Siemens, Wise et Gašević, 2017) ont réalisé une synthèse de ces différentes approches, qu'ils répartissent en trois catégories : les « Learning Analytics Inputs Models », les « Learning Analytics Outputs Models » et les « Process Models ».

Les Learning Analytics Inputs Models

La première approche, centrée sur les éléments à intégrer dans une démarche de Learning Analytics, est caractérisée par une non-linéarité et différents niveaux de maturité institutionnelle. Le niveau de maturité d'une institution est ici défini selon les ressources qu'elle est prête à investir dans la démarche.

Cette approche est principalement illustrée par des modèles comme d'EDUCAUSE (Bischel, 2012 ; Figure 7, p. 30), LARI (Arnold, Lonn & Pistilli, 2014), OCAF (Norris & Baer, 2013) ou encore par le modèle de Drachsler et Greller (2012).

Le modèle d'EDUCAUSE consiste à encoder l'ensemble des ressources et indicateurs dont l'institution dispose dans un programme dont la fonction est d'évaluer le niveau de préparation de cette institution à l'implémentation fructueuse de Learning Analytics.

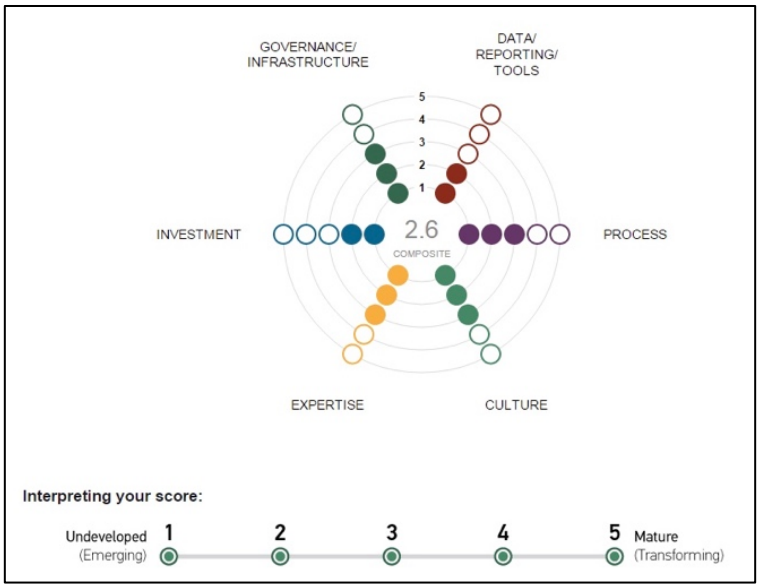


Figure 7. EDUCAUSE Analytics Maturity Index for Higher Education (Bischel, 2012)

Les Learning Analytics Outputs Models

La deuxième approche regroupe les modèles se focalisant sur les divers développements issus des Learning Analytics. Elle envisage l'implémentation de Learning Analytics de façon linéaire, étalée dans le temps et comprenant, elle aussi, différents niveaux de préparation et de maturité dans le chef des institutions concernées. À la différence de la première approche illustrée par le modèle d'EDUCAUSE (Bischel, 2012), cette approche détermine le niveau de maturité d'une institution à partir de ses réalisations, de ses productions. Différents modèles, tels que ceux de Davenport et Harris (2007), ou de Siemens, Dawson et Lynch (2013), l'illustrent parfaitement.

Le modèle de Siemens et al. (2013), appelé « Learning Analytics Sophistication Model », est caractérisé par des stades correspondant à des productions ou à des capacités de plus en plus évoluées (Figure 8, p. 31). L'état de maturité de l'institution dans le développement de Learning Analytics est donc apprécié en fonction des productions et de l'étendue de leur champ d'application.

Cette approche a l'avantage de fournir aux institutions des moyens d'évaluer leur niveau de progression dans l'implémentation de Learning Analytics. Toutefois, les modèles qui y sont associés envisagent généralement les étapes d'implémentation de manière simpliste et aboutissent à des finalités relevant presque de l'utopie (Colvin et al., 2017).

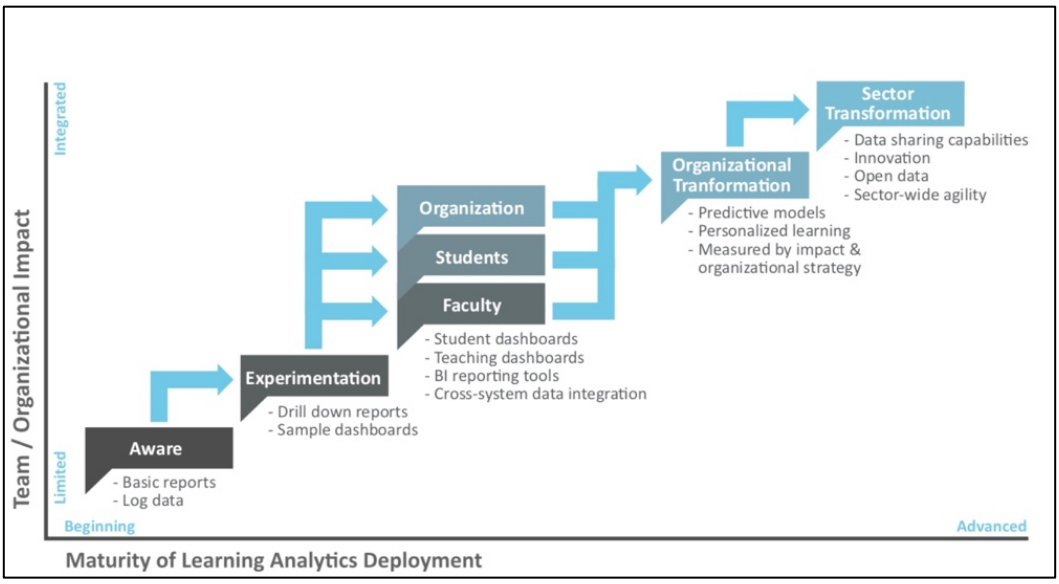


Figure 8. Learning Analytics Sophistication Model (Siemens, Dawson & Lynch, 2013)

Une limite inhérente aux deux premières approches présentées réside dans le fait qu'elles portent toutes deux sur les éléments nécessaires ou à produire dans le cadre de l'implémentation de Learning Analytics, mais qu'elles ne fournissent guère d'informations sur les actions et ressources à envisager en priorité (Colvin et al., 2017). Elles répondent donc davantage à la question du « quoi » qu'à celle du « comment », ce qui implique qu'elles ne répondent pas toujours aux attentes des institutions qui sont surtout d'un ordre plus opérationnel.

Les Process Models

La troisième et dernière approche identifiée par Colvin et al. (2017, dans Lang, Siemens, Wise & Gašević, 2017) est celle des « Process Models ». À la différence des deux approches précédentes, celle-ci est plutôt orientée vers le « comment » de l'implémentation de Learning Analytics. Autrement dit, elle se concentre directement sur l'implémentation d'un programme de Learning Analytics plutôt que sur ce que les productions attendues seront ou ce qu'elles nécessiteront comme ressources. Les modèles apparentés à cette approche portent donc davantage sur le processus d'implémentation plutôt que sur ses conditions, à l'image des modèles APA (Norris & Baer, 2013) ou ROMA (Young & Mendizabal, 2009).

Le modèle ROMA (Young & Mendizabal, 2009) a été utilisé dans le cadre du projet SHEILA, dont l'objectif est de soutenir l'implémentation de Learning Analytics dans les universités européennes via le développement de politiques institutionnelles respectueuses des spécificités de chaque institution. Ce modèle, brièvement présenté dans la suite du texte, est illustré à la Figure 9 (p. 32).

Comme nous l'avons déjà évoqué, les Learning Analytics se développent généralement via des expérimentations relativement modestes, à une échelle limitée. Mais si l'on envisage un déploiement institutionnel, un cadrage clair, reprenant les objectifs de la démarche, une planification minimale, une estimation des ressources nécessaires, une stratégie de communication, est primordial. Un tel cadrage du développement d'une innovation doit être soutenu par l'élaboration d'une véritable politique institutionnelle. Scheffel (Gašević et al., 2018) donne quelques éléments d'explications relatifs à ces politiques institutionnelles.

Pour elle, il est complexe de faire évoluer les établissements car ils répondent à différentes normes (politiques, sociales, culturelles et techniques) les faisant résister au changement. D'autres obstacles peuvent aussi être pointés : « the unwillingness to act on findings from other disciplines, disagreement over relative merits of qualitative versus quantitative approaches, or the tendency to base decisions on anecdote. Also, the reality that researchers and decision makers speak different languages. Lack of familiarity with statistical methods is also an issue. And the failure to effectively present and explain data to decision makers » (Macfadyen et al., 2014, p. 7). Pour surmonter ceux-ci, Scheffel (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.2) explique que « educational institutions urgently need to implement planning processes that create conditions that allows stakeholders across the institution to both think and feel positively about change. Conditions that appeal to the heart and head ». Elle insiste donc sur la nécessité de disposer d'outils permettant aux différents protagonistes de dialoguer, de définir une politique commune, précisant les actions à mener et les planifiant le cas échéant, cela dans le but d'avancer harmonieusement dans le développement de Learning Analytics.

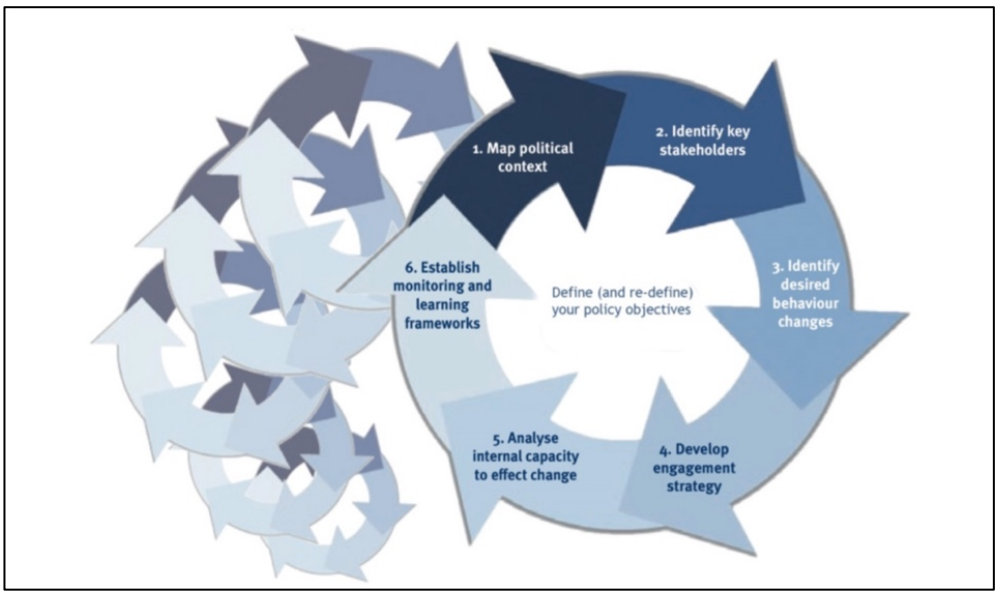


Figure 9. The RAPID Outcome Mapping Approach (ROMA) (Young & Mendizabal, 2009)

Les membres du projet SHEILA recommandent, pour ce faire, l'usage du modèle ROMA (« Rapid Outcome Mapping Approach », Figure 9, p. 32), un modèle itératif mettant en évidence un changement de politique basé sur des données factuelles. Il consiste d'abord à définir l'objectif global de la politique de changement et ensuite à suivre six étapes : l'identification des principales parties prenantes, la précision des changements de comportement souhaités, le développement de la stratégie d'engagement, l'analyse de la capacité interne à effectuer des changements et l'établissement de cadres de suivi et d'apprentissage (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.2).

Ce dernier modèle est le fruit de travaux réalisés par l'ODI (Overseas Development Institute) visant le développement d'une politique stratégique basée sur des faits scientifiques (ou éléments de preuve) dans le domaine du développement international. Tout comme le modèle initial (ROMA), le cadre de référence du projet SHEILA comporte six dimensions qui sont consécutives à la définition des objectifs poursuivis par l'élaboration de la politique institutionnelle elle-même. La plus-value apportée par le projet SHEILA à ce modèle est l'ajout de trois niveaux de réflexion pour chacune des dimensions du modèle original. Ces niveaux de réflexion portent sur :

- les actions à mener;
- les difficultés y afférant;
- les pistes de réglementation ou les procédures permettant d'y faire face ou de les surmonter.

Pour construire ce cadre de référence, les chercheurs du projet SHEILA ont mené une enquête auprès des utilisateurs de Learning Analytics dans 51 institutions d'enseignement supérieur, à travers 16 pays (Tsai et al., 2018). Celle-ci a pris la forme d'entretiens réalisés auprès de différents utilisateurs, mais aussi de questionnaires et de focus group. Le but de cette enquête était de révéler les objectifs, les actions, les difficultés et les choix opérés par les institutions rencontrées en termes de procédures afin d'identifier ou définir des questions pouvant être généralisées à l'ensemble des institutions désireuses de développer des Learning Analytics.

Dans le cadre de cette enquête, les six dimensions envisagées ont été traduites en points d'attention spécifiques par les membres du projet SHEILA (Tsai et al., 2018 ; Figure 10, p. 35) :

- La dimension n°1 (« Map political context ») porte sur les grandes lignes du projet d'implémentation et se concentre sur l'identification des raisons pour lesquelles une démarche de Learning Analytics devrait être amorcée dans le contexte spécifique d'une institution. Cela doit orienter les choix réalisés dans les autres dimensions.

- La dimension n°2 (« Identify key stakeholders ») prend en compte l'ensemble des utilisateurs potentiels afin de définir les usages qui seront faits des Learning Analytics en fonction des objectifs définis pour chaque catégorie d'utilisateurs. Il est important d'identifier l'ensemble des parties prenantes d'un tel projet pour en partager le plus solidement possible la vision et lui conférer un maximum d'adhésion.

- La dimension n°3 (« Identify desired behaviour changes ») vise l'établissement d'objectifs clairs qui permettent la concrétisation des grandes lignes définies lors de la réflexion menée dans la dimension 1. Il s'agit donc d'opérationnaliser les intentions de départs en éléments concrets.

- La dimension n°4 (« Develop engagement strategy ») permet d'envisager la façon dont les objectifs seront atteints en focalisant la réflexion sur les aspects qui, s'ils ne sont pas réfléchis, peuvent rapidement devenir des obstacles (ressources matérielles et humaines, aspects éthiques et juridiques, communication de la démarche et de son intérêt en vue de remporter l'adhésion des parties prenantes potentielles…).

- La dimension n°5 (« Analyse internal capacity to effect change ») porte sur l'appréciation de la disponibilité des ressources utiles à la démarche (matériel, compétences, données, etc.) et des risques associés aux limitations de ces mêmes ressources. Cette dimension ne se limite évidemment pas aux seuls aspects techniques, c'est potentiellement un changement de paradigme dans la façon d'envisager l'enseignement et la formation dont il est question. La culture de l'institution est donc concernée au premier plan et les possibles résistances à un tel changement doivent être envisagées dans cette dimension.

- La dimension n°6 (« Establish monitoring and learning frameworks ») concerne l'évaluation de la démarche à des niveaux variés. Il est question d'envisager les critères de « réussite » du projet, des indicateurs de succès par rapport à l'atteinte des objectifs définis. En cas de résultats insatisfaisants, cette dimension constitue également le cadre dans lequel d'éventuels aménagements seront définis.

Pour chacune des dimensions évoquées, la question est de savoir quelles actions seront menées, quelles seront les obstacles potentiels à la concrétisation de ces actions et sous quelle forme celles-ci vont être renseignées dans une politique institutionnelle. L'application itérative de ce modèle (Figure 10, p. 35) permet de faire évoluer le cadre institutionnel au gré des progressions réalisées, des obstacles rencontrés et des besoins ou opportunités identifiés.

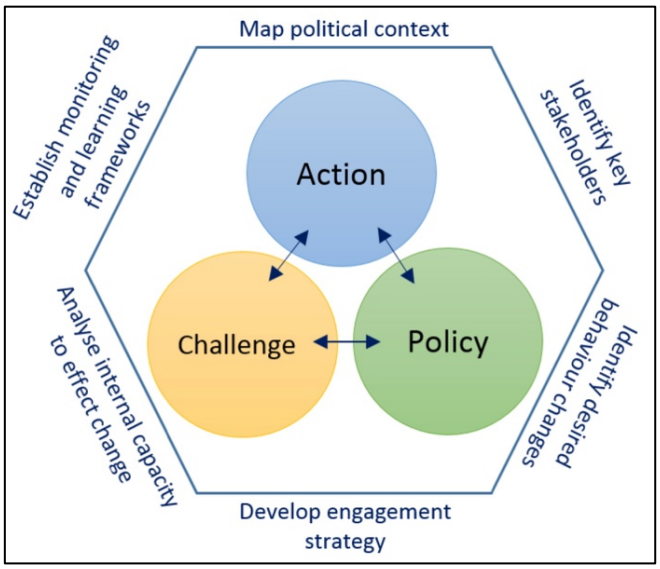


Figure 10. The SHEILA policy framework structure (Tsai et al., 2018)

Le développement du cadre de référence SHEILA apparait aujourd'hui comme un outil fonctionnel dans la définition de cadres institutionnels relatifs à l'implémentation de Learning Analytics. Un tel outil doit permettre de définir une stratégie globale de développement incluant l'ensemble des utilisateurs de la démarche ainsi que les conditions nécessaires en fonction des dimensions envisagées. Si un cadre de références n'apporte pas forcément de solutions toutes faites pour palier à des difficultés spécifiques, il contribue à l'identification d'aspects potentiellement importants et permet par là même d'amorcer une réflexion utile pour le bon déroulement du processus d'implémentation.

Cinq éléments incontournables

À ce jour, rien ne nous permet d'affirmer qu'une des trois approches envisagées par Colvin et al. (2017) est supérieure aux autres en termes d'efficacité. Elles sont différentes dans leur conception et dans leurs philosophies. Aussi, il nous apparait pertinent de nous pencher sur les éléments qu'elles ont en commun et qui se positionnent donc comme des incontournables du développement de Learning Analytics à large échelle.

Colvin et al. (2017) identifient cinq dimensions communes à l'ensemble des modèles repris dans les trois approches relatives à l'élaboration de cadres de références institutionnels :

1. la préparation technologique;
2. le leadership;
3. la culture institutionnelle;
4. la capacité des membres du personnel de l'institution;
5. la vision stratégique.

Ces cinq dimensions, bien qu'essentiellement développées de façon plus conceptuelle qu'empirique, semblent particulièrement pertinentes à prendre en considération dans une démarche d'implémentation de Learning Analytics. Chacune d'entre elles est développée dans la suite du texte.

La préparation technologique

Cette dimension est envisagée de plusieurs façons selon l'approche à laquelle elle se rapporte. On peut ainsi l'envisager à l'échelle de systèmes informatiques permettant le stockage de données, leur traitement ou encore en termes de sécurité et de contrôle des opérations réalisées. De façon pragmatique, il est nécessaire d'identifier les composants indispensables à la bonne utilisation des données en référence au contexte dans lequel on opère.

Le leadership

Indépendamment de la manière dont la notion de leadership est envisagée dans les différentes approches, il apparait crucial pour l'implémentation de Learning Analytics à large échelle d'avoir une impulsion institutionnelle forte, soutenue par une compréhension suffisante de la démarche, de ses tenants et aboutissants dans le chef des autorités. Sans cette impulsion, il est probable que des obstacles trop importants surgissent durant l'implémentation de la démarche, que ce soit en termes de ressources matérielles, humaines ou encore de prise en compte d'éléments spécifiques au contexte de l'institution. Tsai et al. (2018) estiment que la participation des dirigeants des institutions universitaires est cruciale dans le développement de stratégies et règles d'implémentation.

La culture institutionnelle

Les valeurs et normes inhérentes à toute institution ont été identifiées comme des éléments-clés dans l'implémentation de Learning Analytics. Les Learning Analytics doivent pouvoir s'intégrer dans ce cadre éminemment contextuel. Il est donc important que la démarche que l'on vise à développer soit comprise, acceptée et partagée de façon suffisamment large dans l'institution et qu'elle n'entre pas en contradiction avec les lignes directrices du fonctionnement de celle-ci. Des recherches menées sur les raisons pour lesquelles l'implémentation de Learning Analytics peut être un échec ont été menées par Macfadyen et Dawson en 2012. Parmi ces raisons, l'absence de vision partagée des Learning Analytics est non négligeable.

La capacité des membres du personnel

Sans surprise, les Learning Analytics requièrent des compétences diverses de par l'aspect pluridisciplinaire qui caractérise ce champ de recherche. D'après Colvin et al. (2017), il est difficile de croire que les utilisateurs possèdent toujours les aptitudes nécessaires à l'analyse et à l'interprétation

des données mobilisées dans les Learning Analytics. Norris et Baer (2013, cités par Lang et al., 2017) estiment, quant à eux, que beaucoup de responsables surestiment la capacité de leur institution à gérer une telle démarche, minimisant au passage les ressources nécessaires pour y parvenir.

Or, un tel projet nécessite bien entendu une étroite collaboration entre acteurs ayant des expertises diverses. Les domaines principaux sont ceux de l'informatique, des statistiques et de la pédagogie. À cela s'ajoute évidemment un « terrain » d'expérimentation nécessaire au développement de cette ambition.

À titre d'exemple, les informaticiens ont sans nul doute la compétence nécessaire au développement du support technique indispensable au projet (base de données, conversion de données, traitement des données, développement d'une interface telle qu'un tableau de bord, adaptabilité de l'interface sur différents supports). Les statisticiens ou autres « Data Scientists » ont, pour leur part, l'expertise requise pour la création des algorithmes inhérents au traitement des données dans une visée prédictive par exemple. Enfin, les pédagogues ont également un rôle non négligeable à jouer dans une telle démarche. Leur regard est précieux pour définir la pertinence des Learning Analytics selon les contextes dans lesquels ceux-ci sont implémentés et dans lesquels les données sont générées et interprétées (Tsai et al., 2018). L'expertise relative aux théories de l'apprentissage et à la façon dont ces théories s'incarnent dans les scénarii pédagogiques et les environnements d'apprentissage permet d'envisager la manière dont la démarche de Learning Analytics doit se concrétiser. Les pédagogues sont également des acteurs importants dans la réflexion à mener sur les indicateurs de performance pertinents à présenter aux étudiants dans le tableau de bord ainsi que l'éclairage à apporter quant aux choix de pistes de régulation sont du ressort de ce domaine de compétences.

Par ailleurs, la nécessité de constituer une équipe de recherche pluridisciplinaire fait partie de préoccupations récurrentes chez les auteurs spécialisés dans le domaine. Ainsi, Siemens, Dawson et Lynch (2013, cités par Colvin et al., 2017) rappellent la nécessité de lier les Learning Analytics et la pédagogie étant donné les liens forts existant entre ce champ conceptuel et les pratiques d'enseignement/apprentissage. Sans ce lien et cette réflexion sur les enjeux pédagogiques des Learning Analytics, il est possible que leur implémentation aboutisse à des dérives technocentrées préjudiciables à la qualité des formations proposées.

Les Learning Analytics s'étant développés essentiellement à travers des travaux menés par des informaticiens et des chercheurs en « Data Science », les aspects « humains » ou pédagogiques sont restés secondaires durant quelques années et font aujourd'hui l'objet de questionnements plus récents mais aussi plus pressants chez un nombre croissant de spécialistes (Gašević et al., 2015 ; Wyse

& Cui, 2018). Ces derniers plaident pour une plus grande implication de pédagogues dans le développement des Learning Analytics et ce, dès les premiers stades de réflexion quant à la finalité de la démarche.

En amont des rôles spécifiques de chacun, la complexité des Learning Analytics peut aussi être envisagée à travers les domaines de compétences qu'ils nécessitent et pas directement en termes de « métiers ». Par exemple, Drachsler et Greller (2012) distinguent deux dimensions pour classer celles-ci, une dimension « soft » qui fait référence aux facteurs humains et une dimension « hard » qui renvoie plutôt aux aspects matériels et techniques. Colvin et al. (2017) soulignent que l'implémentation des Learning Analytics passe par la capacité des utilisateurs à mobiliser ces deux types de compétences. Cette approche est peut-être moins contraignante dans la constitution d'une équipe capable de porter un projet de Learning Analytics à large échelle.

La vision stratégique

La dernière dimension incontournable à une implémentation institutionnelle réussie de Learning Analytics est celle qui relève de la vision stratégique. En effet, la littérature atteste de l'importance d'une vision claire de la démarche, de son application et de ses buts pour un développement fructueux. Cette vision stratégique doit constituer le cadre dans lequel le projet d'implémentation se cristallise, à travers des éléments de réglementation et des procédures précisément décrites. Cette dimension est considérée comme « critique » dans l'implémentation de Learning Analytics par Macfadyen et Dawson (2012).

Des questions fondamentales doivent être soulevées très tôt dans l'implémentation d'une telle démarche de suivi des étudiants, parmi lesquelles figurent celles de la gestion du projet d'implémentation, de la culture propre à l'institution, mais aussi les enjeux pour la formation des étudiants, les ressources, les données pertinentes à appréhender dans les différents cursus de formation, les aspects légaux, éthiques… Ces questions nécessitent à minima des directives et idéalement, une réglementation de la part des autorités académiques ainsi qu'une planification claire.

Les Learning Analytics sont pluridisciplinaires, multidimensionnels et, *de facto*, éminemment complexes. Cela étant, ces dimensions ne peuvent être considérées comme exhaustives et seront investiguées de différentes manières par les institutions désireuses d'implémenter une démarche de Learning Analytics en leur sein. La variable contextuelle est certainement la plus importante en ce sens qu'elle contribuera à façonner tout projet d'une telle ampleur. Ce contexte étant évolutif et dynamique, l'approche de l'implémentation de Learning Analytics doit l'être tout autant. Il semble donc raisonnable d'exclure toute vision strictement linéaire de la conduite d'un projet de ce type et de

privilégier une gestion flexible et agile, faite d'itérations et d'ajustements, dans une perspective de croissance, en commençant avec des objectifs réalistes dont l'atteinte sera clairement balisée et sujette à une évaluation de qualité.

Les degrés et trajectoires d'implémentation connus

Deux approches ont été observées dans le déploiement de Learning Analytics à travers le monde, depuis leur avènement en 2011 (Figure 11).

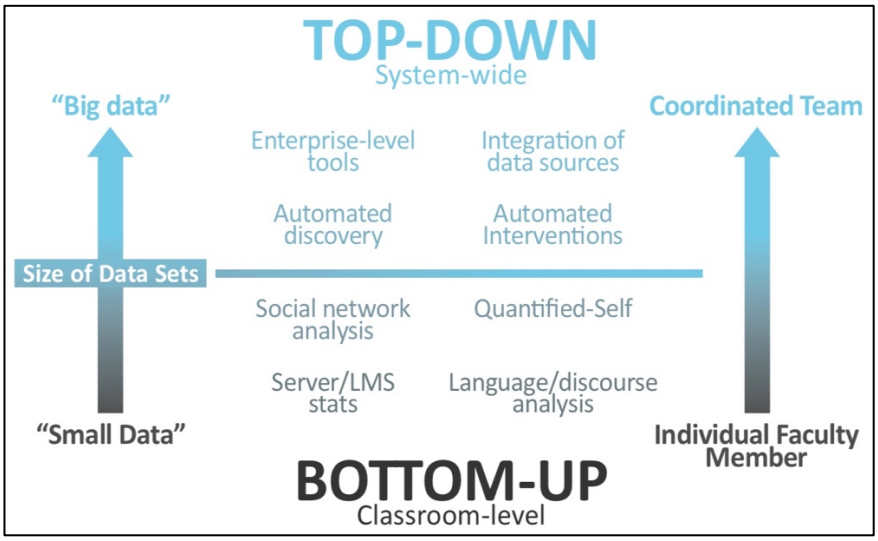


Figure 11. Bottom-up & top-down approaches of Learning Analytics deployments (Siemens, Dawson & Lynch, 2013)

D'une part, une approche « bottom-up » correspondant à un développement amorcé par des initiatives isolées qui ont pris de l'ampleur et se sont étendues à un territoire plus vaste. D'autre part, une approche « top-down », avec des décisions prises au niveau institutionnel, voire gouvernemental dans certains cas, ayant des incidences sur les pratiques de l'ensemble de l'institution, sur sa culture ou sur le fonctionnement de plusieurs établissements du même système éducatif. Si aucune approche n'a été identifiée comme plus efficace que l'autre dans la qualité des dispositifs implémentés, force est de constater que la plupart des expériences de développement de Learning Analytics repose sur la première approche. La plupart du temps, les réussites en termes d'implémentation sont dues à l'initiative de quelques chercheurs et enseignants, qui ont souhaité se baser sur les données produites par les étudiants pour éclairer leurs choix.

En 2016, les membres du projet SHEILA ont étudié l'implémentation de Learning Analytics et conclut qu'elle était de nature sporadique (Gašević et al., 2018). Il existe bien, çà et là, quelques initiatives notables, issues de la motivation de quelques enseignants et chercheurs, mais il n'y a que peu de grandes impulsions à l'échelle institutionnelle ou nationale, soutenant ce type de démarche.

Depuis la publication de leur rapport la même année, le projet SHEILA a pris de l'ampleur et a pour mission première de soutenir l'implémentation de Learning Analytics dans les universités européennes, notamment via la définition de politiques d'implémentation au sein de ces institutions. Actuellement, la Croatie, la Norvège et la Grande-Bretagne se démarquent de la plupart de leurs voisins européens avec une politique de développement de Learning Analytics au niveau national. En Croatie, cette politique fait une distinction entre l'application de Learning Analytics au niveau de l'enseignement obligatoire et de celui de l'enseignement supérieur. En Norvège, le gouvernement finance le développement d'un usage interinstitutionnel des Learning Analytics pour l'enseignement supérieur. En Grande-Bretagne, le recours aux Learning Analytics dans une optique d'évaluation de la qualité de l'enseignement supérieur se développe également depuis plusieurs années. Par ailleurs, diverses publications du JISC (une asbl ayant pour vocation le soutien de l'enseignement supérieur et de la recherche en Grande-Bretagne via l'apport de solutions digitales et numériques) ont pour but de guider les démarches d'implémentation avec diverses études de cas pour illustrer au mieux les possibilités existantes. Pour Sclater (cité par Gašević et al., 2018), consultant dans le domaine des Learning Analytics pour le JISC (UK) et plusieurs universités anglaises, la démarche n'en est pourtant qu'à ses débuts tant son potentiel est important.

Globalement, l'évolution du champ conceptuel que sont les Learning Analytics en Europe est plutôt lente en comparaison avec les États-Unis, par exemple, qui ont évolué beaucoup plus rapidement dans le domaine. Le fait que le contexte universitaire soit sensiblement différent sur le continent américain est un élément explicatif. La compétition ambiante qui règne entre les institutions souhaitant être leaders dans les innovations techno-pédagogiques est une autre piste d'explication, tout comme l'existence d'un cadre légal beaucoup moins contraignant en termes de respect de la vie privée. En outre, être informé sur sa propre situation d'apprentissage semble constituer un enjeu important pour les étudiants étant donné le coût des études supérieures en Outre-Atlantique, mais aussi l'impossibilité de beaucoup d'entre eux de suivre les cours à temps plein. En effet, comme l'explique Bates (2013) sur son blog, « the U.S. is now in a position when less than half of students could be considered full- time students. In other words, students who can attend campus five days a week nine- to-five, are now a minority ».

Sans avoir un fonctionnement identique aux États-Unis, l'Australie fait également partie des pays les plus avancés en termes de Learning Analytics. Les universités australiennes devant régulièrement établir un bilan de leurs « performances » à l'attention du gouvernement, on peut supposer qu'elles sont donc familières de la démarche de récolte et d'analyse de données permettant d'établir ces bilans. Des unités dédicacées à cette tâche sont d'ailleurs présentes dans toutes les universités du

pays. L'avantage perçu par Pardo (cité par Gašević et al., 2018), professeur à l'Université d'Australie du Sud (UniSA), est qu'une « culture » de traitement de données, indissociable des Learning Analytics, est bel et bien présente, voire ancrée, dans les institutions australiennes.

À l'échelle internationale, les institutions qui ont joué un rôle précurseur dans le domaine des Learning Analytics sont ainsi issues de contextes tels que celui des États-Unis ou de l'Australie. Par ailleurs, d'autres universités, notamment en Europe, sont arrivées plus tardivement dans le processus d'implémentation de Learning Analytics. L'enquête réalisée en 2016 dans le cadre du projet SHEILA a révélé que les Learning Analytics faisaient bel et bien l'objet d'une tendance émergente dans les institutions européennes d'enseignement supérieur. D'après Tsai (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.1), quelques exemples existent donc dans des institutions comparables aux nôtres : « Altogether these activities involved institutions in twenty six European countries and revealed an emerging interest in Learning Analytics and early adoption activities ».

Si la plupart des démarches d'implémentation sont à des stades précoces et limitées à des contextes ténus, certains pays ont investi de façon plus ambitieuse ce domaine. C'est, par exemple, le cas de la Norvège. Wasson (citée par Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.1) explique effectivement que : « We are in the lucky position in Norway that the Minister of Education recognized the need to learn more about Learning Analytics and they gave funding for Research Centres for five years, with the possibility to extend five more years where we focus on... One of our focus areas is Learning Analytics. That brings with it lots of expectations and interests, so we have had a number of situations where we've talked across institutions, you could say, and there is a general awareness that we should be implementing it ».

L'existence d'une « culture de données » semble essentielle pour plusieurs auteurs, dont Tsai (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.1) qui déclare : « *In Norway, we can see that the National level support enables better access to educational data and collaborations among universities […] ».* Néanmoins, même dans ces conditions, l'implémentation de Learning Analytics à l'échelle institutionnelle n'est pas sans difficulté. Il semble logique de penser que les dernières institutions à se lancer dans le processus ont la possibilité d'apprendre des expériences et erreurs passées en vue de progresser plus rapidement dans l'implémentation. Cependant, cela ne semble pas être aussi simple dans le contexte qui nous occupe, tant il est prégnant et tant le transfert d'un contexte à l'autre est délicat.

Actuellement, une limitation importante au développement de Learning Analytics est liée au fait que l'on trouve peu d'exemples d'application de Learning Analytics à l'échelle institutionnelle. Les applications et dispositifs présentés dans les colloques ou conférences spécialisées, ou encore publiés

dans la littérature scientifique, portent essentiellement sur des démarches mises en œuvre dans le cadre d'un cours ou de quelques cours tout au plus (Ferguson et al., 2014). Une piste d'explication réside dans l'importance de faire intervenir des variables contextuelles dans le développement des démarches de Learning Analytics. Celles-ci sont trop spécifiques que pour permettre la reproduction pure et simple d'un modèle développé dans une institution particulière ou dans un cours particulier. Les chercheurs qui ont développé des démarches de Learning Analytics se sont souvent concentrés sur quelques cours ou contextes, internes à l'institution, dont ils maitrisaient suffisamment la construction, l'organisation, pour développer leurs outils. Dans les cas où ces initiatives ont connu une extension au sein de leur institution, cela a nécessité de trouver le bon niveau de généralité pour correspondre à un maximum de situations. Cela étant, ce niveau de généralité peut se révéler difficile à déterminer. C'est pourquoi la démarche se veut généralement progressive : en effet, la plupart des institutions ayant développé des Learning Analytics l'adopte d'abord à petite échelle et souvent à l'initiative de quelques-uns de ses membres. Sans être une condition sine qua non à l'implémentation de Learning Analytics, commencer par des démarches plus modestes est une recommandation récurrente dans le domaine.

2.4. UN FOCUS SUR DES DISPOSITIFS EXISTANTS

L'implémentation des Learning Analytics dans le milieu de l'enseignement supérieur, qu'il soit de type universitaire ou non, est une préoccupation qui dépasse nos frontières. Les études sur le sujet sont de plus en plus nombreuses au fil du temps et mettent généralement l'accent sur l'une des thématiques suivantes (Papamitsiou & Economides, 2014, cités par Wong, 2017) :

- les problèmes liés à la pédagogie ;
- la contextualisation de l'apprentissage ;
- l'apprentissage en réseau ;
- le traitement des ressources éducatives.

Une méta-analyse réalisée par Wong en 2017 souligne une fonction majeure des Learning Analytics qui réside dans l'identification d'étudiants à risque et la mise en place d'interventions précoces qui leur sont destinées et visent à améliorer leurs résultats scolaires, leurs chances d'obtenir un diplôme, et leur taux de rétention.

Les dispositifs instaurés dans le but de favoriser la réussite sont nombreux et consistent, la plupart du temps, à :

1. collecter et analyser des données issues des activités d'apprentissage des étudiants ;

2. utiliser un modèle informatique spécifique pour établir la prédiction de la réussite et identifier les cas jugés « prioritaires », c'est-à-dire les apprenants risquant d'abandonner leurs études ou d'obtenir de mauvaises notes ;

3. accorder la priorité à ces apprenants ;

4. Sur la base des résultats de la modélisation prédictive, des mesures ultérieures peuvent être prises pour une intervention. Une pratique courante consiste à amener le personnel académique à contacter les étudiants à risque et à leur fournir un soutien d'apprentissage personnalisé. Une telle approche s'est avérée efficace pour améliorer la réussite des étudiants, telle que mesurée par divers indicateurs tels que le GPA, les progrès de l'étude, le taux de rétention et le taux de diplomation » (traduit de Wong, 2017, p. 28).

Si les études de cas traitant de l'implémentation des Learning Analytics en enseignement supérieur se multiplient, peu d'entre elles sont toutefois réellement résumées dans la littérature (Wong, 2017). La suite du texte présente ainsi de manière non exhaustive une poignée de dispositifs existants en vue d'illustrer plus concrètement certaines pratiques utilisées, dans un premier temps, dans une institution Belge, et dans un second temps, ailleurs dans le monde. Il s'agit de mettre en évidence leurs spécificités, mais également de se pencher sur les résultats rapportés à leur sujet dans la littérature – à l'heure actuelle, surtout qualitatifs et très peu quantitatifs – et de les confronter pour en saisir les effets possibles.

Le développement de Learning Analytics en Flandres : le leadership de la KU Leuven

En Belgique, l'institution qui semble être la plus avancée dans le développement de Learning Analytics est la KU Leuven. En effet, certains chercheurs et professeurs issus de cette institution, tels qu'Eric Duval ou Katrien Verbert, font figure de référence dans la littérature internationale et le développement récent de la discipline.

Ainsi, la KU Leuven est active dans le domaine des Learning Analytics depuis l'émergence de la discipline. Certains dispositifs sont assez représentatifs du travail réalisé au sein de cette institution au niveau des Learning Analytics. Pour illustrer quelque peu le type d'activités initié à la KU Leuven, nous

allons à présent aborder deux dispositifs récents. Le premier dispositif a été élaboré par Broos et al. (2018) et le second par Millecamp et al. (2018).

Feedback portant sur un test de positionnement délivré via un tableau de bord

Broos et ses collaborateurs (2018) ont réalisé un projet permettant aux futurs étudiants en « Sciences et techniques » de confirmer ou de modifier leur orientation sur base d'un feedback portant sur les résultats d'un « test de positionnement », à visée diagnostique donc, présenté au cours de l'été précédent l'entrée à l'Université. L'accès à ces études n'étant pas restreint avec la mise en œuvre de conditions particulières telles qu'un examen d'entrée, les nouveaux étudiants présentent une forte hétérogénéité, notamment en termes de prérequis concernant le domaine choisi.

En Flandres, ce test existe depuis 2011 (Broos et al., 2018) et vise à faire diminuer le taux d'abandon de 40 % au sein du bachelier en « Sciences et techniques » de la KU Leuven. Le test est proposé par plusieurs universités flamandes de façon à ce que le choix de l'étudiant concernant l'institution où il s'inscrira ne dépende pas de la possibilité de présenter cette épreuve. Après correction, chaque futur étudiant reçoit un lien vers son tableau de bord et un code pour pouvoir le visualiser. S'ils en ressentent le besoin, en vue d'interpréter plus finement les indicateurs repris dans leur tableau de bord, les étudiants peuvent envoyer anonymement les résultats de leur test à un conseiller académique dans l'institution de leur choix.

Broos et al. (2018) ont développé le tableau de bord destiné à faciliter l'interprétation des résultats par l'étudiant et, le cas échéant, le conseiller académique (Figure 12, p. 45). En 2015, des questions visant à mieux comprendre la méthodologie de travail de chaque futur étudiant potentiel ont été intégrées au test (Broos et al., 2018) afin de compléter le diagnostic. Le tableau de bord a été développé en collaboration avec des conseilleurs académiques provenant des différentes institutions et le feedback qui y est délivré se décline en trois axes :

1. le test de positionnement proprement dit avec des scores globaux et par items ;
2. les acquis visés à la sortie de l'enseignement secondaire ;
3. les aptitudes métacognitives de l'étudiant.

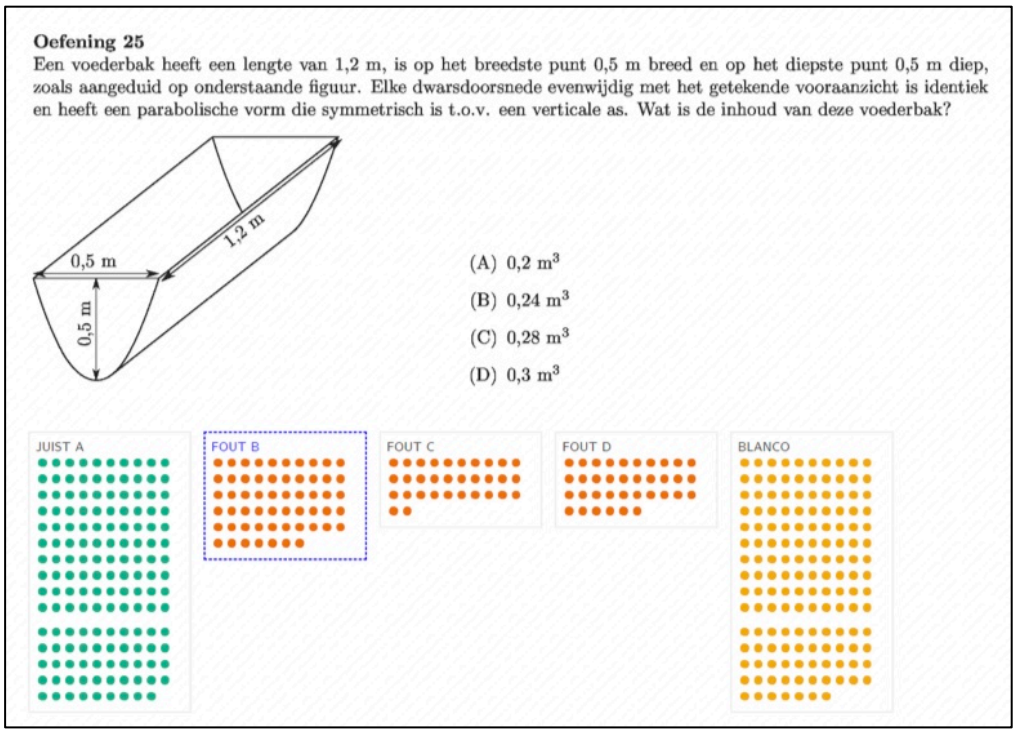


Figure 12. Extrait du tableau de bord développé par Broos et al. (2018) relatif à un item du test de positionnement proposé aux futurs étudiants dans le domaine des "Sciences et techniques" par plusieurs universités flamandes

Le tableau de bord a été évalué de façon qualitative par les utilisateurs sur base d'enregistrements de certains entretiens au cours desquels des appréciations ont été faites sur l'outil. Par ailleurs, une évaluation plus quantitative a été menée sur base des critères du modèle EFLA (Scheffel et al., 2017), un outil d'évaluation dédié aux instruments de Learning Analytics. Conformément aux analyses des entretiens enregistrés, il en ressort un score tout à fait acceptable et des dimensions pour lesquelles des pistes d'amélioration ont été identifiées. Enfin, une analyse de l'utilisation du tableau de bord par les étudiants a été menée. Les comportements d'utilisation allaient d'une absence d'utilisation jusqu'à une exploration de l'ensemble du tableau de bord en passant par une exploration partielle. Il apparait que les étudiants qui exploitent le plus le tableau de bord sont aussi ceux qui performent le mieux au test de positionnement et inversement. Cela indique que les étudiants les plus performants sont aussi ceux qui sont sensibles à une vaste gamme d'informations, dans ce cas de nature métacognitive, en plus des informations propres aux prérequis disciplinaires.

L'évaluation qualitative d'un tableau de bord visant à soutenir les échanges entre étudiants et conseillers académiques

Millecamp et al. (2018) ont travaillé sur un tableau de bord destiné non plus à des futurs étudiants mais à des étudiants engagés dans la première année d'un cursus universitaire. Ces derniers peuvent y trouver une série d'informations à la suite d'une session d'examens en vue d'adapter, au besoin,

leurs stratégies d'apprentissage ou de revoir leur choix d'études. Ce tableau de bord a été conçu comme un outil de facilitation pour les échanges entre étudiants et conseillers académiques.

Le tableau de bord est applicable à de multiples contextes car il prend en considération des données communément disponibles au sein d'une institution d'enseignement supérieur. On peut y trouver les grades obtenus par l'étudiant, son évolution en cours d'année, sa position dans la cohorte en général et pour un cours donné et, enfin, une estimation de la durée du bachelier entamé par cet étudiant sur base des données récoltées à partir des cohortes précédentes. Le tableau de bord permet donc à un étudiant d'analyser son évolution et de se projeter dans la suite de son parcours. Il n'est pas seul pour cela dans la mesure où un conseiller académique lui permet d'affiner l'interprétation de ces données.

Le tableau de bord assure donc la visualisation et, *a priori*, la prise de conscience par l'étudiant d'informations relatives à son parcours, mais ce sont bien les échanges avec le conseiller académique qui vont en déterminer l'impact sur les stratégies d'apprentissage de l'apprenant. Contrairement à d'autres applications rencontrées dans la littérature relative aux Learning Analytics, ce tableau de bord ne se substitue pas à une médiation humaine, mais il cherche plutôt à faciliter et à étayer celle-ci.

La majorité des entretiens basés sur ce tableau de bord concernaient des étudiants désireux de définir leur plan d'études à l'issue de leur première année au cours de laquelle ils avaient échoué à une ou plusieurs épreuves. Ce tableau de bord est donc perçu comme une aide pour la prise de décision en matière de programme d'études individualisé.

Le tableau est composé de plusieurs sections illustrées à la Figure 13 (voir p. 47) :

A. La situation globale de l'étudiant dans sa cohorte divisée en déciles ;
B. Les épreuves et les scores obtenus pour les différents moments-clés d'évaluation au cours de l'année académique ;
C. La position de l'étudiant au sein de sa cohorte pour une épreuve donnée ;
D. La liste des cours ratés avec une distinction entre les échecs plus conséquents (<8/20) et tolérables (>/=8/20) ;
E. Une ventilation des crédits sur la durée du bachelier à répartir avec le conseiller académique ;
F. Des histogrammes présentant les trajectoires d'études d'étudiants de cohortes précédentes, comparables avec l'étudiant concerné ;
G. Une vue d'ensemble des parcours des étudiants des cohortes précédentes selon le nombre de crédits acquis sur différentes durées de bachelier.

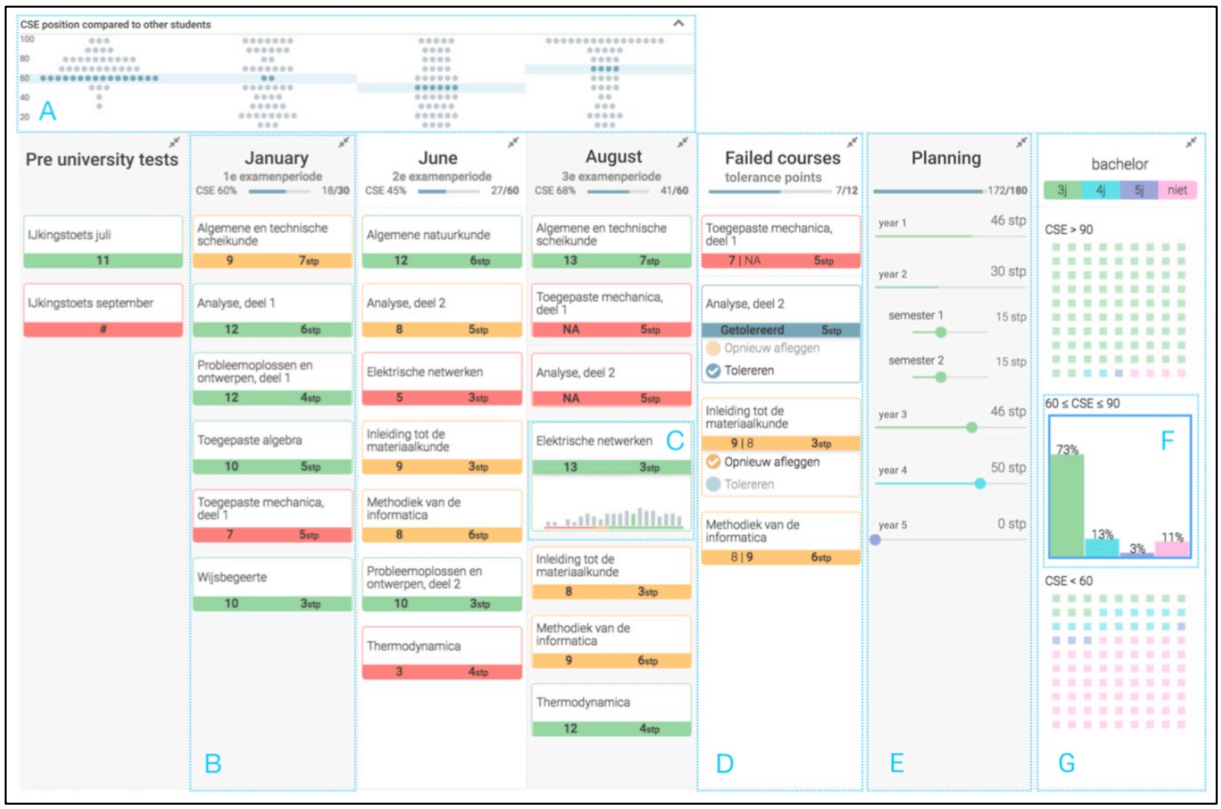


Figure 13. Extrait du tableau de bord développé par Millecamp et al. (2018) en vue de soutenir les échanges entre étudiants et conseillers académiques

La planification des cours dans le programme d'études individualisé est donc réalisée sur base notamment des deux dernières sections du tableau de bord qui permettent à l'étudiant et au conseiller académique d'avoir une vision relativement réaliste de la suite du parcours de l'étudiant.

Les entretiens menés sur base des données présentes dans ce tableau de bord ont révélé divers niveaux de « traitement » de ces informations. Ces niveaux vont de la description à la réflexivité en passant par l'interprétation. Les auteurs (Millecamp et al., 2018) expliquent que l'interprétation des données consiste à en faire la synthèse tandis que la réflexivité tend à donner une certaine connotation à cette synthèse, la teneur des informations essentielles est alors définie et fait l'objet d'un traitement plus « profond » chez l'étudiant.

L'analyse de l'utilisation du tableau de bord montre que celui-ci permet davantage de traitements d'informations et un degré de réflexion plus important chez les étudiants qui ont des doutes quant à la poursuite de leur bachelier. Les étudiants qui sollicitent un entretien avec un conseiller académique pour analyser les données du tableau de bord, que ce soit parce qu'ils hésitent sur la constitution de leur programme d'études de l'année suivante ou sur la pertinence de représenter des cours dont les échecs légers peuvent être acceptés par un jury académique, exploitent moins l'outil. Selon Millecamp

et al. (2018), l'impact du tableau de bord sur les décisions prises peut partiellement s'expliquer par la différence des questions soulevées par le conseiller académique, selon la situation de l'étudiant.

En termes de satisfaction, les étudiants estiment que cet outil est clair et fiable, qu'il apporte une valeur ajoutée aux entretiens et qu'il est éclairant quant à leur situation et aux suites à donner à leur parcours. Ils mentionnent également le fait que le tableau de bord les aide à réfléchir sur leur situation, à s'y adapter et à se projeter dans la suite de leur parcours (Millecamp et al., 2018).

Le développement de Learning Analytics ailleurs dans le monde

L'exemple le plus connu d'implémentation institutionnelle de Learning Analytics demeure le projet « Course Signals », de l'Université Purdue, dans l'Indiana (USA). Le dispositif mis en place est ainsi décrit dans la suite du texte. La description de deux autres dispositifs est également présentée.

Course Signals est un dispositif provenant des États-Unis (et plus précisément de la *Purdue University*) qui consiste à informer les étudiants quant à la qualité du comportement qu'ils émettent dans chacun de leurs cours et ce, essentiellement en attribuant à ces derniers un signal de couleur verte, jaune ou rouge similaire à ceux employés dans le cadre de la signalisation routière. Un niveau de risque pour chaque étudiant est quotidiennement calculé par le système et utilisé pour l'alerter de ses chances de réussite. Ainsi, un étudiant observant un feu rouge pour un cours donné est informé du caractère délicat de sa situation et peut ainsi tenter de réagir à ce constat en tenant compte du feedback qui lui est communiqué par le concepteur du cours.

Historique

Le projet a été instauré en 2007. La phase « pilote » a été menée sur base de l'analyse des données des étudiants issus des cohortes des années 2007, 2008 et 2009. En 2010, un partenariat est né avec « SunGard Higher Education » dans le but d'aider d'autres institutions à exploiter les Learning Analytics. À ce jour, le dispositif semble ne plus être utilisé au sein de l'institution.

Échelle et public-cible

Course Signals cible les étudiants débutants, avec des charges de crédit à temps plein, *a priori* au sein de l'institution entière.

En 2012, près de 24 000 étudiants de 100 cours avaient été impactés par le dispositif. Chaque étudiant avait entre zéro et cinq cours l'utilisant. Plus de 140 enseignants avaient utilisé le système dans au

moins un de leurs cours. L'objectif était de l'étendre à 20 000 étudiants par semestre au cours des 18 mois suivants.

Finalité(s) attendue(s)

De manière générale, *Course Signals* vise à promouvoir l'intégration académique des étudiants dans l'institution en améliorant leurs chances de réussite.

Plus précisément, il s'agit de :

- favoriser la réussite des étudiants et réduire le nombre d'abandons en les informant de façon précoce de leur situation dans leurs différents cours ;
- déterminer, en temps réel, les étudiants pouvant être « à risque », c'est-à-dire prendre du retard dans un cours ou ne pas atteindre leur plein potentiel dans ce cours ;
- permettre aux enseignants d'utiliser les Learning Analytics en vue d'intervenir suffisamment tôt – par exemple, en fournissant un feedback en temps réel – pour permettre aux étudiants d'adapter de manière ciblée leur comportement dans un cours ou leur programme d'études ;
- expliquer aux étudiants comment utiliser les ressources d'aide disponibles pour leur permettre de se les approprier (voire les inciter à chercher de l'aide supplémentaire en dehors de l'université).

Fonction(s)

☐ Descriptive ☒ Prédictive ☒ Prescriptive

Données exploitées

Pour prédire les performances et donc le statut « à risque » de l'étudiant, le dispositif s'appuie sur « a contextualized landscape that varies from student to student » (Arnold & Pistilli, 2012, p. 2) selon des données constituant les quatre composantes suivantes :

1. la performance actuelle des étudiants, c'est-à-dire les notes obtenues jusqu'à présent dans chaque cours ;
2. l'effort fourni par rapport aux pairs, mesuré par l'interaction avec la plateforme d'apprentissage ;
3. les antécédents académiques (formation antérieure, GPA, scores aux tests standardisés…) ;
4. des caractéristiques personnelles, comme la résidence, l'âge ou le nombre de crédits acquis.

Objet et forme du feedback communiqué

Le feedback vise à informer l'étudiant sur son comportement en cours d'apprentissage et, plus particulièrement, sur ses performances actuelles dans un cours donné. Il peut également le renvoyer vers diverses ressources pouvant l'aider à s'améliorer.

Chaque professeur (concepteur du cours) est informé sur ses étudiants via les tableaux de bord et réalise un plan d'intervention personnel, pouvant consister en une ou plusieurs des démarches suivantes :

1. l'affichage de la prédiction de réussite de l'étudiant sur la page d'accueil du cours concerné via un signal vert, jaune ou rouge (feu de signalisation rouge : forte probabilité d'échec dans le cours ; jaune : problème potentiel de réussite ; vert : forte probabilité de réussite ; voir Figure 14). Notons que cette indication est attribuée manuellement et dépend à la fois de la lecture des données visualisées et du seuil personnel déterminé par le professeur ;
2. l'envoi (parfois automatisé) de courriels ou de rappels ;
3. des SMS ;
4. le renvoi de l'étudiant vers un conseiller pédagogique ou des centres de ressources académiques ;
5. une invitation à des rencontres en face à face avec lui.

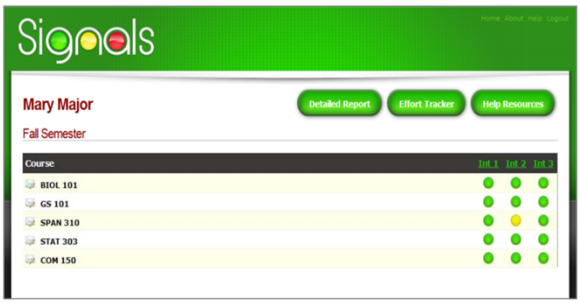


Figure 14. Aperçu de l'outil de visualisation utilisé dans Course Signals (Hanover Research, 2016, p. 14)

Le feedback, dont la modalité de présentation peut varier, est fourni manuellement par le professeur, autant de fois qu'il le souhaite au cours du semestre. C'est également lui qui met à jour le « statut de risque » de tous les étudiants inscrits.

Éventuels aspects techniques

Un algorithme prédictif de réussite des étudiants est mis sur pied. Pour ce faire, le dispositif extrait les différentes données utiles et génère un niveau de risque pour chaque étudiant, accompagné d'informations complémentaires. Cela signifie que les données – tant statiques que dynamiques – sont

transformées en un seul score en vue d'améliorer la fiabilité de la prédiction. Les données sont pondérées de façon à donner un poids plus important aux éléments dynamiques par rapport aux éléments statiques.

La plateforme d'apprentissage en ligne utilisée par l'institution est « Blackboard Vista ».

Effets connus du dispositif

Aux États-Unis, des enquêtes et focus groups ont été menés avec un panel d'étudiants et d'enseignants ayant été touchés par le dispositif « Course Signals » en vue de recueillir leur avis. Au terme de cinq semestres, plus de 1 500 étudiants ont été interrogés. D'après Arnold et Pistilli (2012), le dispositif est majoritairement reconnu par les deux parties comme étant utile et important pour réussir au sein de l'institution.

Plus précisément, du point de vue des étudiants, 89 % ont estimé que l'expérience avait été positive et 58 % sont allés jusqu'à dire qu'ils aimeraient utiliser le dispositif dans tous les cours (Arnold & Pistilli, 2012). Une majorité d'entre eux (74 %) a également déclaré que *Course Signals* avait permis une optimisation de leur motivation (Arnold & Pistilli, 2012 ; Hanover Research, 2016).

Selon Arnold et Pistilli (2012), les étudiants apprécient le fait que le dispositif les mette en interaction avec leurs enseignants, ceci diminuant le sentiment, courant chez les étudiants débutants, « de n'être qu'un numéro ». En outre, l'indicateur visuel, sous forme de feu de signalisation, combiné aux échanges avec l'enseignant, les motive à entreprendre un changement de comportement et les informe sur les ressources adéquates à solliciter. Sur l'ensemble des répondants, seuls deux ont déclaré que recevoir des feedbacks à tendance négative de la part de leurs enseignants pouvait être démoralisant. Les quelques autres reproches formulés par les étudiants ciblaient des aspects plus techniques du système : par exemple, le recouvrement de l'information véhiculée par les différents types de feedbacks reçus, la non mise à jour du feu de signalisation sur la page d'accueil des cours – renvoyant donc un feedback « périmé » à l'étudiant – et la volonté d'obtenir des informations encore plus spécifiques. À cela, peuvent venir s'ajouter deux critiques rapportées par Sclater (2017) : premièrement, l'imprécision des signaux colorés, le jaune n'étant pas forcément un message limpide à interpréter ; deuxièmement, la multiplicité des interventions des différents professeurs rendant difficile la mise en œuvre des différentes suggestions proposées ou la gestion de la communication.

Du point de vue des enseignants, qui ont facilement accès aux données des étudiants via le tableau de bord, le dispositif soutient la transmission précoce de commentaires utiles et concrets aux apprenants. Ce système favoriserait la pratique du métier d'enseignant et profiterait en particulier aux étudiants

débutants, moins conscients des comportements attendus et favorables à la réussite dans l'enseignement supérieur. Les étudiants apprécieraient ces interventions qui, d'après les enseignants, les rendent plus proactifs (ils auraient notamment tendance à se questionner plus tôt qu'auparavant sur les exigences du cours). Le dispositif évaluant le statut de chaque étudiant en temps réel, il implique une prise de conscience nécessaire des apprenants quant à l'importance de faire ses devoirs et d'obtenir de bons résultats aux quizz et aux tests (Arnold & Pistilli, 2012).

D'emblée, les auteurs expliquent que le système est généralement accueilli avec prudence par les enseignants (Arnold & Pistilli, 2012). Ils craignent notamment d'être inondés de demandes d'aide. Une fois impliqués dans celui-ci, peu d'entre eux font finalement état de problèmes. La réception d'un nombre jugé excessif de courriels de la part des étudiants est le souci le plus souvent pointé, mais il est difficile d'y réagir puisque le dispositif vise justement à augmenter l'implication des étudiants dans leur réussite. Ce problème est directement lié à la crainte de voir se développer une dépendance des étudiants débutants, alors qu'une autonomie est attendue de leur part. Pour finir, une préoccupation des enseignants est aussi de ne pas utiliser efficacement le système. Pour ce faire, un « guide des bonnes pratiques » a été réalisé.

Arnold et Pistilli (2012) font également état d'effets positifs du dispositif sur les performances et la rétention des étudiants. Selon eux, il a effectivement été démontré que :

- les cours pour lesquels ce dispositif est utilisé présentent une forte augmentation du nombre de notes satisfaisantes et une diminution du nombre de notes peu satisfaisantes et d'abandons ;
- le taux de rétention des étudiants des cohortes de 2007, 2008 ou 2009 qui ont participé à au moins un cours utilisant le dispositif est supérieur à celui de leurs pairs, à savoir les étudiants de la même année qui n'ont suivi aucun cours lié au dispositif. Il semblerait, par ailleurs, que le taux de rétention soit aussi plus élevé chez les étudiants ayant suivis deux cours exploitant le dispositif, par rapport à ceux qui n'en ont suivi qu'un ou aucun ;
- plus tôt un étudiant participe au dispositif (premier *vs* second semestre d'une même année), meilleur est son taux de rétention : un étudiant, ayant dès l'automne 2007 suivi un cours utilisant le dispositif, a ainsi plus de chance d'être toujours à l'Université à l'automne 2018 qu'un étudiant ayant bénéficié du système plus tard, lors du printemps 2007.

D'autres résultats sont plus tard pointés par Sclater (2017) :

- Il n'y a pas de relation significative entre la réussite et la fréquence du feedback ;
- Les feedbacks portant sur la tâche sont plus efficaces que les feedbacks de motivation ;
- Les feedbacks comparant les étudiants les uns aux autres plutôt que face à des standards semblent plus efficaces ;
- Les messages succincts ont un impact positif plus important que les plus longs ;
- Les étudiants peu préparés aux études qui utilisent Course Signals obtiennent de meilleurs résultats que les étudiants bien préparés qui ne recourent pas à *Course Signals*.

Avec le recul et à la suite d'analyses complémentaires, des critiques ont néanmoins été émises quant à la validité des résultats démontrant la capacité du dispositif à améliorer le taux de rétention des étudiants qui l'utilisent (Hanover Research, 2016 ; Sclater, 2017). Un biais de sélection semble influencer l'interprétation des résultats :

> *Michael Caulfield, director of blended and networked learning at Washington State University, has suggested that the publicized data exhibits a potential reverse causality problem. Caulfield hypothesized that "rather than students taking more CS-courses retaining at a higher rate, what was really happening was that the students who dropped out mid-year were taking less CS classes because they were taking less classes period. In other words, the retention/CS link existed, but not in a meaningful way." The head of analytics at McGraw-Hill conducted a simulation that seems to confirm Caulfield's theory.*
>
> (Hanover Research, 2016, p. 15)

Early alert program est un dispositif provenant d'Australie (et plus précisément de la UNE – *University of New England*) qui a été mis en place en trois étapes. Sa particularité est de s'intéresser à des données auto-déclarées relevant de la dimension émotionnelle, mais aussi de favoriser le sentiment d'appartenance des étudiants, notamment en informant la communauté étudiante des problèmes et préoccupations de leurs pairs et en recourant aux réseaux sociaux pour leur venir en aide. Les données des étudiants sont comparées à divers déclencheurs permettant de statuer sur la nécessité d'intervenir auprès d'eux ou non.

Historique

L'implémentation du système de soutien des étudiants de l'UNE comprend trois étapes successives, mais complémentaires : en 2008, lancement du « e-Motion project », incluant notamment l'outil « The Vibe » ; en 2010, ajout du « Automated Wellness Engine » (AWE) ; pour aller vers « Early Alert » en 2011.

Échelle et public-cible

Le dispositif ne semble pas cibler un cours ou une catégorie d'étudiants en particulier au sein de l'institution.

Finalité(s) attendue(s)

De manière générale, ce dispositif vise à favoriser la mobilisation et la rétention des étudiants à l'UNE, en créant un sentiment d'appartenance à une communauté et en veillant au développement d'attitudes de persévérance. Le bien-être des étudiants est capital.

Plus précisément, il s'agit de :

- identifier les étudiants en difficulté (sachant que plus de 50 % des étudiants inscrits à l'UNE seraient issus de milieux défavorisés) afin de leur offrir un soutien ciblé et opportun, c'est-à-dire avant la fin d'une tâche ou d'un cours. Cela implique de les informer des différentes aides mises à leur disposition par l'Université pour qu'ils puissent en bénéficier avant qu'il ne soit trop tard ;
- apporter une aide qui soit accessible à la grande part d'étudiants qui n'est pas présente physiquement sur le campus ;
- encourager le réseautage entre étudiants (donc diminuer l'isolement), la diffusion d'informations et la mise en relation quotidienne du personnel de soutien et des étudiants.

Fonction(s)

☒ Descriptive ☒ Prédictive ☒ Prescriptive

Données exploitées

Pour identifier les étudiants « à risque », c'est-à-dire susceptibles de se désengager voire d'abandonner leurs études, plusieurs données sont mobilisées. Une partie d'entre elles sont auto-déclarées ou proviennent d'activités rapportées par les coordinateurs. Une des particularités de ce système est qu'il prend effectivement en compte des données subjectives et émotionnelles.

Les informations liées au projet e-Motion, que les étudiants peuvent enregistrer individuellement sur leur portail en ligne « MyUNE », sont considérées. Les étudiants ont, en effet, l'occasion de représenter leur état d'esprit du jour concernant un sujet/élément relatif à leurs études via un émoticône (content – neutre – mécontent – très mécontent). Un aperçu est présenté à la Figure 15 (p. 55).

Figure 15. Aperçu de l'interface e-Motion (Hanover Research, 2016, p. 18)

Ils peuvent aussi le caractériser à l'aide d'un commentaire à introduire dans une zone de texte prévue à cet effet (140 caractères de texte maximum, équivalent à une publication Twitter). Tous les mots-clés introduits par tous les étudiants seront ensuite rassemblés dans un seul nuage de mots. Cet outil est dénommé « The Vibe ».

D'autres données sont également prises en compte :

- la participation aux cours ;
- le parcours scolaire antérieur ;
- les résultats antérieurs ;
- les soumissions de travaux ;
- les accès au portail en ligne des étudiants et aux sites Web d'autres universités (par exemple, utilisation du LMS ou de la bibliothèque) ;
- l'historique des scores AWE.

Notons que 34 indicateurs (appelés « déclencheurs », focalisés sur des comportements « à risque » et non sur des aspects démographiques) sont définis en vue d'être comparés aux comportements effectifs des étudiants. Ils seront déterminants dans la décision d'intervenir ou non.

Objet et forme du feedback communiqué

Les informations communiquées par les étudiants via les différents canaux déterminent l'objet du feedback.

Les commentaires introduits par chaque étudiant dans la zone de texte de leur portail en ligne sont analysés et utilisés pour générer un feedback présenté sous la forme d'un nuage de mots (« The Vibe »). Plus un mot-clé a été cité, plus il est visible car affichés dans une taille de police plus grande. Cette représentation, accessible à l'ensemble des étudiants de l'institution, est actualisée toutes les 10 minutes. Elle permet de quotidiennement faire le point sur les problèmes et préoccupations des

étudiants, ce qui parait utile pour les étudiants (prendre conscience du bien-être général et relativiser son propre ressenti, qui peut être partagé par d'autres) comme pour l'équipe de soutien (être informés en temps réel des soucis actuels des étudiants afin d'y remédier dans les plus brefs délais).

L'équipe de soutien, composée de trois membres du personnel, est chargée de surveiller activement la situation des étudiants résumée dans un tableau de bord et de prendre contact avec ceux qui sont jugés « à risque ». Parmi les « déclencheurs » évoqués plus haut, certains ont un poids plus importants. Par exemple, les étudiants déclarant être mécontents ou très mécontents (via leur émoticône) sont contactés personnellement dans les 24 heures. Un contact est également rapidement pris avec un étudiant qui ne s'est plus connecté à son portail depuis plus de 40 jours.

Chaque matin, le tableau de bord est mis à jour et un e-mail automatique est envoyé aux étudiants identifiés. Les autres interventions se font au cas par cas, via téléphone, courrier électronique et/ou les médias sociaux. L'étudiant peut décider de ne pas recevoir de soutien mais, dans le cas où il accepte une assistance, il peut choisir le canal de communication à privilégier.

Éventuels aspects techniques

Le dispositif implique l'extraction de données en provenance de huit systèmes distincts de l'université et la comparaison à un ensemble de 34 déclencheurs renvoyant à divers comportements « à risque ». Un rapport quotidien est produit (sous forme de tableau de bord) et identifie de manière individuelle les étudiants utiles à contacter.

Le système a été développé en interne et avec le soutien d'un fournisseur de solutions informatiques (« IT solutions provider ») appelé « Atlis Consulting ».

Effets connus du dispositif

Selon Sclater (2017), les retours des étudiants à l'égard de ce dispositif sont extrêmement positifs. Ils déclarent qu' « Early Alert » a amélioré leur sentiment d'appartenance à une communauté et leur a permis de partager leurs expériences d'études en renforçant leur motivation.

Le fait que l'équipe de soutien communique avec eux via les réseaux sociaux et soit aisément identifiable a eu pour effet de rendre les étudiants plus réceptifs aux suggestions émises. Bien que les résultats ne soient pas significatifs pour les performances et la persévérance, les étudiants soulignent massivement qu'ils considèrent que le système incite à s'engager davantage dans les activités d'apprentissage. Une enquête en ligne permettait aux étudiants de se positionner, sur une échelle allant de 1 à 5, quant à la qualité de leur expérience globale à l'université. Les étudiants n'ayant pas

bénéficié du dispositif ont évalué cette expérience à 4/5 tandis que les étudiants l'ayant utilisé l'ont évaluée à 4,3/5.

Check my activity est un dispositif non prescriptif en provenance des États-Unis (et plus précisément de la *University of Maryland*) basé sur une analyse et une comparaison de l'activité (voire des résultats) des étudiants d'une même cohorte.

Historique

Le dispositif est développé depuis l'automne 2007.

Échelle et public-cible

Le processus a commencé avec l'analyse de l'activité relative à 15 cours via la plateforme Blackboard. Après une phase pilote, l'outil « Check My Activity » (CMA) a été diffusé dans l'ensemble de l'institution. Il est ainsi l'objet d'un projet de recherche institutionnel.

Finalité(s) attendue(s)

D'un point de vue général, il s'agit de :

- identifier les possibles liens entre l'usage de l'environnement virtuel d'apprentissage et les performances des étudiants ;
- optimiser l'exploitation des prédictions en vue de soutenir les étudiants ;
- déterminer les interventions potentielles ;
- répertorier les bonnes pratiques d'enseignement.

Plus précisément, le dispositif vise à permettre aux étudiants de comparer leur propre activité dans l'environnement virtuel d'apprentissage à l'activité moyenne de l'ensemble de leur cohorte dans le même contexte.

Fonction(s)

☒ Descriptive ☒ Prédictive ☐ Prescriptive

Données exploitées

L'outil collecte deux types de données :

- le nombre de fois que l'étudiant s'est connecté à un cours particulier sur la plateforme institutionnelle et durant combien de temps ;
- les interactions au sein du cours, c'est-à-dire, par exemple, l'affichage d'un fichier ou la publication d'un message sur le forum de discussion.

Objet et forme du feedback communiqué

Le feedback est automatique et informe sur le temps consacré aux diverses activités inclues dans les cours intégrés à l'environnement virtuel d'apprentissage.

Les activités de tous les étudiants sont analysées et anonymisées, de manière à permettre à chacun de se rendre compte de son comportement et de le comparer à celui des autres par le biais d'un outil de visualisation (Figure 16). En effet, un aperçu de ses propres activités pour tous les cours est fourni à chaque étudiant, de même qu'un aperçu de l'activité moyenne, ce qui lui permet de se situer par rapport à ses pairs.

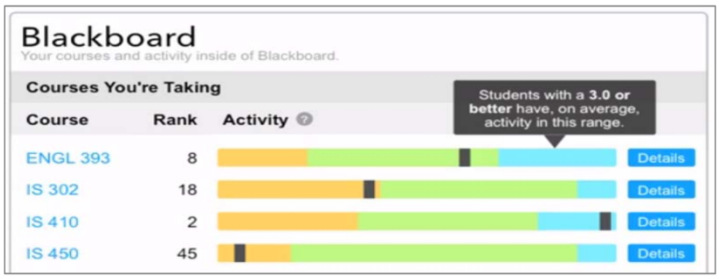


Figure 16. Interface résumant l'activité par cours (Hanover Research, 2016, p. 12)

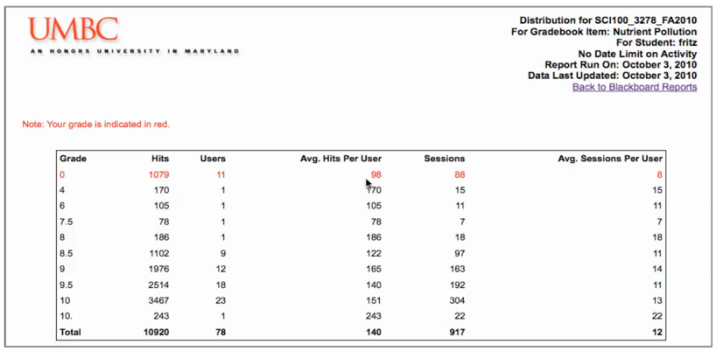


Figure 17. Comparaison des données entre pairs (Hanover Research, 2016, p. 12)

Figure 18. Rapport d'activité (Hanover Research, 2016, p. 12)

Si l'enseignant du cours encode les résultats de ses étudiants dans le carnet de notes, il lui est possible de comparer son comportement à l'activité moyenne anonyme d'étudiants qui ont obtenu des notes équivalentes, inférieures et supérieures à soi-même (voir les Figures 17 et 18 pour un aperçu).

Éventuels aspects techniques

L'interface institutionnelle est fournie par Blackboard.

Effets connus du dispositif

Selon Sclater (2017), en un an, l'interface a reçu 45 000 visites, 92 % des primo étudiants ont utilisé l'environnement virtuel d'apprentissage et, parmi ceux-ci, 91,5 % ont consulté l'outil CMA.

Les étudiants utilisant l'outil ont 1,92 fois plus de chances d'obtenir des grades satisfaisants et au-delà que ceux qui ne l'utilisent pas.

La conception des cours semble permettre de meilleures performances chez les étudiants lorsqu'elle intègre un environnement virtuel d'apprentissage et, au sein de celui-ci, une partie adaptative portant sur les prérequis du cours.

Le dispositif étant également accessible aux enseignants, il peut servir de support à la régulation de cours et des pratiques d'enseignement. Par exemple, en 2009, Tim Hardy, professeur d'un cours d'économie à la *University of Maryland*, a modifié un cours de façon à y intégrer des activités plus personnalisées basées sur la maitrise de prérequis. Rendant son cours plus actif, son propre rôle a évolué, devenant davantage un facilitateur qu'un transmetteur. Par ailleurs, cette régulation a eu des effets bénéfiques pour les étudiants en termes de performance.

Au vu de ces résultats, l'institution s'est orientée vers des fonctionnalités supplémentaires permettant notamment des interactions avec les étudiants, un plus large éventail de comparaisons entre un étudiant donné et le reste de la cohorte dont il fait partie et l'envoi d'alertes en cas de baisse d'activité impliquant le risque de ne pas atteindre les objectifs fixés.

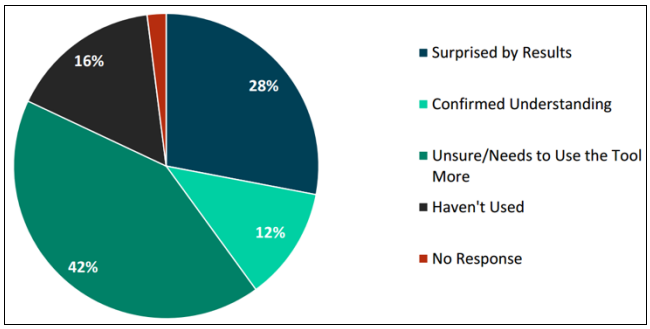


Figure 19. Résultat de l'enquête menée auprès des étudiants (Hanover Research, 2016, p. 13)

D'après le rapport publié par le cabinet de consultance *Hanover Research* en 2016, 28 % des étudiants étaient surpris par les données alors que, pour 12 % d'entre eux, celles-ci étaient en accord avec la perception qu'ils avaient de leur performance personnelle. Toutefois, 42 % étaient mitigés et pensaient avoir besoin d'une familiarisation plus avérée avec l'outil. La Figure 19 détaille les réponses des étudiants.

Le dispositif a eu une incidence sur les choix en termes de conception de programmes d'études. Il a également accru le nombre d'enseignants utilisant la fonctionnalité « carnet de notes » (de 46 % en 2006 à 60 % en 2012) et intégrant des aspects plus interactifs dans leur cours en ligne (Hanover Research, 2016).

3. MÉTHODOLOGIE

3.1. ÉTUDE DE CAS À L'UNIVERSITÉ DE LIÈGE

Au cours de l'année 2018, nous avons posé les bases d'un possible développement de Learning Analytics au sein de l'ULiège. Notre démarche ne s'étant pas appuyée sur un cadre de référence spécifique, celle-ci a été menée sur base des connaissances que nous avons accumulées sur les Learning Analytics ainsi que sur les échanges que nous avons pu avoir avec divers acteurs institutionnels. L'idée était de confronter une démarche d'implémentation des Learning Analytics à la réalité du terrain universitaire en Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique afin de mieux comprendre – dans la cadre d'une recherche-action – les éléments facilitant ou bloquant le déploiement d'un tel processus de mise en œuvre.

À l'instar de Ferguson et al. (2014) lorsqu'ils ont analysé le modèle ROMA en l'appliquant *a posteriori* aux démarches de deux universités, les actions que nous avons réalisées s'intègrent dans les différentes dimensions « inter-modèles » du modèle de Colvin et al. (2017, p. 35), à savoir : la préparation technologique, le leadership, la culture institutionnelle, la capacité des membres du personnel et la vision stratégique.

1. Revue de la littérature scientifique
2. Participation à des événements scientifiques
   - *LAK18 à Sydney (AUS)*
   - *Conférence SHEILA à Bruxelles (BEL) – participation à un focus group*
   - *EARLI SIG 1 Helsinki (FIN) – présentation d'un poster portant sur le lien entre pédagogie et Learning Analytics*
3. Constitution d'un comité de pilotage pluridisciplinaire interne à l'ULiège
4. Constitution d'un groupe « technique » sur la question des données disponibles et nécessaires à l'entame d'une démarche de Learning Analytics
5. Identification des prémisses de Learning Analytics à l'ULiège
   - *Article portant sur la détection précoce de potentielles difficultés chez de nouveaux étudiants universitaires*
   - *MOOC « Histo » et analyse des données d'utilisation*
   - *Démarche d'identification et d'interpellation d'étudiants « à risque » en premier bloc de bachelier*
6. Rencontres avec les membres du Service Général d'Informatique de l'ULiège et définition de pistes d'application de Learning Analytics
7. Rencontres avec des membres du Service Juridique (dont le DPD-ULiège) pour RGPD et AIPD
8. Présentation du projet à différents organes institutionnels
   - *Collège rectoral*
   - *Premier vice-recteur à l'enseignement*
   - *Comité de secteur « Sciences humaines »*
   - *Comité d'éthique en Sciences humaines*

Figure 20. Liste d'actions poursuivies dans le cadre de l'étude de cas menée à l'ULiège

Plus concrètement, les actions réalisées à l'ULiège au cours de l'année 2018 sont résumées à la Figure 20 (p. 61) et détaillées dans la suite du texte.

Familiarisation avec la discipline

Pour commencer, nous avons réalisé une revue de la littérature scientifique (mais également pris connaissance de quelques articles destinés au grand public) portant sur les Learning Analytics. Ces lectures nous ont permis de mesurer la complexité de la démarche et les nécessaires collaborations interdisciplinaires qu'elle engageait. Nous avons également pris connaissance des diverses possibilités d'application de la démarche et notamment de celles qui semblent pertinentes dans le contexte de l'enseignement supérieur belge francophone.

Nous avons en outre participé à plusieurs manifestations scientifiques. Tout d'abord, à la conférence *Learning Analytics & Knowledge 2018* (LAK'18) à Sydney du 7 au 9 mars. Cette conférence annuelle est actuellement la conférence considérée comme l'événement scientifique majeur dans la discipline des Learning Analytics. Elle est organisée par l'association scientifique *SoLAR* qui regroupe les auteurs les plus prolifiques dans le domaine.

Nous avons également pris part à une conférence organisée le 5 juin à Bruxelles par les membres du projet européen SHEILA (financé par le programme Erasmus +), au cours de laquelle nous avons eu l'occasion de prendre part à un Focus Group autour des éléments constitutifs du cadre de référence SHEILA avec des chercheurs étrangers déjà engagés dans des démarches de Learning Analytics au sein de leurs institutions respectives. Cela nous a notamment permis de mesurer toute la complexité d'une démarche d'implémentation de Learning Analytics à large échelle, les difficultés à surmonter, les questions auxquelles répondre, mais aussi les bénéfices associés à une telle démarche.

Enfin, nous avons participé à la conférence biannuelle *European Association for Research on Learning and Instruction, Special Interest Group 1* (EARLI SIG 1) – *Evaluation and Assessment* lors de laquelle nous avons présenté un poster traitant de nos réflexions à propos de la place de la pédagogie dans le domaine des Learning Analytics. Ce poster avait pour titre « Learning Analytics : Pedagogy has to rule the way ». Derrière ce titre quelque peu provocateur, nous avons souhaité éveiller chez les spécialistes de l'évaluation, de l'Assessment for Learning et du feedback, une certaine conscience du soutien que les Learning Analytics pouvaient apporter aux apprentissages, notamment en termes de régulation. Cependant, nous avons également voulu attirer l'attention de ces experts sur la nécessité, pour les Learning Analytics, de s'appuyer sur des références pédagogiques fortes afin d'orienter leur action et ainsi de limiter les risques d'un impact négatif sur les apprentissages (par la création d'un sentiment de fatalisme ou d'une dynamique déterministe, par exemple). Dans ce poster (Hausman et al., 2018;

voir http://hdl.handle.net/2268/227410), nous postulons qu'une meilleure compréhension de la réception des feedbacks (notamment automatisés) est nécessaire au développement à large échelle de Learning Analytics.

À travers ces actions diverses, nous nous sommes donc familiarisés avec cette discipline.

Analyse de l'existant

Dans le même temps, nous avons cherché à identifier, au sein de notre institution, des expériences ou des dispositifs déjà existants qui pourraient s'apparenter aux Learning Analytics. L'objectif était de fédérer un ensemble d'acteurs sensibilisés à l'accompagnement des étudiants sur base de données probantes liées à leur activité réelle. Il nous a en effet semblé pertinent de rassembler les regards, les expériences et les compétences de différents partenaires afin de constituer un groupe de travail, qui serait capable de développer une approche conjointe de Learning Analytics. Nous avons identifié plusieurs expériences attestant de la compétence de divers encadrants de l'ULiège à s'inscrire dans une approche fondée sur les Learning Analytics. Nous avons tenté de les mobiliser dans un projet commun.

Ces expériences, sans se situer complètement dans les canons du genre, constituent sans doute les prémisses d'une application concrète de la démarche de Learning Analytics. Voici une brève présentation des démarches préexistantes à notre étude.

Exploitation des données d'un MOOC
en Faculté de Médecine, cours d'Histologie et d'Anatomie en Bloc 1 de bachelier

Valérie Defaweux (chef de travaux), Pierre Drion, Pascale Quatresooz (titulaires du cours d'Histologie),
Pierre Bonnet et Vincent Geenen (titulaires du cours d'Anatomie)

Une équipe d'enseignants de la Faculté de Médecine a créé, en 2015, un MOOC sur la thématique de l'Histologie. Ce MOOC est intégré au cours d'Histologie que suivent les futurs médecins au cours de leur première année d'études. Au-delà de la facette « enseignement » de ce dispositif, l'équipe pédagogique cherche à exploiter les données produites par les étudiants lorsqu'ils entreprennent la réalisation des activités intégrées à ce MOOC. L'enjeu est de faire les liens entre les modalités d'utilisation du MOOC et les performances réalisées par les étudiants. Autrement dit, l'impact du MOOC sur la réussite des étudiants constitue le principal intérêt de cette équipe.

Le cours d'Histologie est composé de 24h de cours théoriques, de 24h de travaux pratiques et de 4h de séminaire. Les étudiants doivent en outre suivre le MOOC réalisé par le service d'histologie de l'ULiège (parcours « Gold », le plus long) dans le cadre des heures de travaux pratiques. Les cours

théoriques sont soutenus par des notes écrites que les étudiants doivent compléter à l'aide des slides mis en ligne au rythme des séances de cours. Les séances de travaux pratiques sont proposées sur un mode hybride, combinant des activités en ligne et en présentiel. Les travaux pratiques en ligne doivent être validés avant les séances de retour en présentiel.

Le cours d'Anatomie, quant à lui, est composé de 32h de cours théoriques et de 20h de travaux pratiques. Les séances de travaux pratiques sont obligatoires. Certaines de ces séances ont lieu en ligne et les étudiants sont susceptibles de devoir y réaliser des exercices de démonstration. Tous les supports du cours (slides, outils d'évaluation, documents nécessaires aux exercices de démonstration dessins…) sont disponibles sur *eCampus* (la plateforme d'apprentissage en ligne de l'université). L'accès aux cours en ligne est conditionné par la réalisation de tests de vision dans l'espace et d'une séance de formation aux outils de l'observation et de la description en anatomie humaine.

De façon générale, l'équipe pédagogique a déjà pu établir des corrélations entre certaines composantes des deux cours et la réussite des étudiants. Des enquêtes ont également été réalisées auprès des étudiants afin de mieux cerner leurs besoins et de réguler les dispositifs proposés en conséquence.

La plus-value du projet MOOC est de continuer à faire évoluer ces cours afin de les rendre toujours plus riches pour les étudiants. Au niveau plus spécifique du suivi des étudiants, des analyses ont déjà été menées par les encadrants de ces cours d'un point de vue descriptif (impact de diverses pratiques sur le niveau de réussite), ce qui a conduit à différentes réalisations en termes de régulation pédagogique.

L'équipe pédagogique porteuse de ce MOOC ambitionne de s'orienter vers les Learning Analytics afin de mieux comprendre la façon dont les étudiants utilisent les ressources proposées dans ce dispositif. Une démarche de Learning Analytics permettrait aux concepteurs du MOOC d'identifier les pratiques de différents groupes d'étudiants constitués à partir de leur performance à l'examen de fin d'année. La volonté est de faire un pas supplémentaire dans le suivi des apprenants en leur proposant des feedbacks rapides sur les activités réalisées. Pour ce faire, une analyse prédictive est nécessaire afin que le feedback proposé signale à l'étudiant le niveau d'efficacité du travail fourni par rapport à la réussite d'un cours. Par ailleurs, des retours sur l'utilisation des ressources du MOOC par les étudiants peuvent amener des pistes d'adaptation de ce dispositif à ses concepteurs.

Lien URL : http://hdl.handle.net/2268/222081
vers la présentation scientifique du dispositif

Identification d'étudiants « à risque » et intervention via une prise de contact dans un cours de Biologie de Bloc 1 de bachelier

Marc Thiry (titulaire) et Pierre Rigo (assistant pédagogique)

Ce cours est composé de trois types d'activités : les séances théoriques (30h), les séances de travaux pratiques (30h) et les séances d'aide à l'étude (10h). Il est à noter que ce dernier type de séance n'a pas une vocation de remédiation. Il s'agit au contraire d'anticiper des difficultés en entrainant les étudiants, par groupes d'environ 25, à des exercices proches de ceux attendus lors de l'examen.

L'organisation du cours est conçue pour que les thématiques soient exploitées de façon consécutive dans ces trois types de séances. Les cours théoriques et les aides à l'étude se donnent par séances de 2h tandis que les séances de travaux pratiques durent 4h. Ce dernier type d'activité compte 7 séances obligatoires, 1 facultative (avec proposition de thèmes par les étudiants) et 1 dernière pour préparer l'examen du cours.

Les évaluations sont fréquentes. Presque chaque séance de travaux pratiques donne lieu à une évaluation (en début ou en fin de séance et selon des modalités variables). L'accès à ces mêmes séances est conditionné par la passation (et non la réussite) d'une épreuve de quelques questions sur *eCampus*. Dans la même logique, l'accès aux séances d'aide à l'étude est conditionné par l'accomplissement de devoirs. Le but est de pousser les étudiants à se confronter aux contenus préalablement à la séance proprement dite. La présence aux séances (travaux pratiques et aide à l'étude) est valorisée dans la cote du cours (1 %) ainsi que les résultats obtenus aux évaluations des TP (10 %).

Le cours démontre une volonté de soutenir les étudiants qui présentent des difficultés et ce, aussi vite que possible. L'information originale actuellement présentée aux étudiants est liée à leur présence aux séances de travaux pratiques et fournit une aide à l'étude via l'affichage d'un feu (vert, orange, rouge) à la suite de chaque séance. Cet indicateur permet à l'étudiant de vérifier qu'il est toujours dans les conditions d'accès à l'examen final.

Toujours afin d'améliorer le suivi des étudiants, l'équipe pédagogique travaille sur plusieurs pistes : prendre les présences aux cours théoriques, proposer un test diagnostique, observer les points obtenus dans les autres cours du cursus, proposer des tests supplémentaires sur *eCampus* et fournir du renforcement positif aux étudiants qui font leur travail de façon satisfaisante.

Les buts poursuivis sont de mieux comprendre le fonctionnement des étudiants dans le cadre du cours, l'utilisation qui est faite des différentes ressources et avec quelles conséquences. À plus court terme,

l'enjeu principal est de faire évoluer le processus de détection des étudiants présentant un profil « à risque » pour la réussite du cours de façon à pouvoir, aussi vite que possible, leur proposer des recommandations utiles à l'ajustement de leurs stratégies d'apprentissage. En effet, le système est actuellement non automatique dans le sens où la détection des étudiants se fait manuellement, à partir de leurs présences aux séances de cours et de leurs résultats à certains exercices. Par ailleurs, leur interpellation est réalisée via l'envoi d'un mail personnalisé dont l'émetteur est l'assistant du cours et non pas, par exemple, un système d'intelligence artificielle. Nonobstant cette limite, la logique visée est fort proche de celle envisagée par les Learning Analytics.

Lien URL : http://hdl.handle.net/2268/229885

vers la présentation scientifique du dispositif

Utilisation de diverses techniques statistiques dans la détection précoce d'étudiants « à risque », sur base de variables de présage de la réussite des étudiants

Article de Hoffait et Schyns (2017)

Issus de l'école de Management HEC-ULiège, Hoffait et Schyns (2017) ont publié un article traitant de la détection précoce de potentielles difficultés chez des étudiants universitaires. L'origine de leur démarche consistait à réduire le taux d'abandon des étudiants universitaires, notamment en début de parcours académique. Pour ce faire, ils ont utilisé des données de nature administrative, en qualité de variables de présage, considérées comme des facteurs associés à la réussite. Ainsi, les données que les chercheurs ont exploitées dans le cadre de leur étude sont celles que les étudiants fournissent à l'institution lorsqu'ils s'y inscrivent (genre, établissement antérieur, nombre d'heures par discipline dans le secondaire, bourse d'études...). Le but de cette démarche n'est pas de restreindre l'accès à certaines filières ou aux études universitaires en général, mais bien de pouvoir identifier rapidement les étudiants ayant un profil « à risque » en vue de leur apporter des conseils, voire de les aider à penser leur orientation.

Au-delà de cette première contribution, Hoffait et Schyns (2017) ont développé des algorithmes à travers la confrontation de plusieurs techniques de *Data Mining*, permettant d'identifier, avec une fiabilité de 90 %, environ 12 % d'étudiants qui, dès leur inscription, sont susceptibles de présenter de réelles difficultés durant leur parcours.

En développant cette approche prédictive, cet article jette les bases d'un possible déploiement de Learning Analytics. En regard de la définition du champ établie au cours de la LAK'11 (Siemens & Long, 2011), nous pourrions compléter les intrants de cette étude en y ajoutant, par exemple, des données d'utilisation produites par les étudiants dans leurs contextes d'apprentissage. Cette approche

permettrait alors de mieux comprendre le fonctionnement des étudiants, leurs comportements ou les stratégies qu'ils mettent en place dans les divers environnements d'apprentissage qu'ils fréquentent.

Ajoutons que, dans cette étude, la fonction prescriptive n'est pas encore abordée, au contraire de la visée prédictive, ce qui est un apport intéressant.

La réalisation de cette recherche et la rédaction des articles scientifiques qui en découlent – qui abordent notamment de nouvelles modélisations mathématiques pour traiter ce genre de données – apportent, selon nous, la preuve d'une expertise réelle qui sera sans doute utile à reconnaitre et à fédérer dans un projet plus vaste.

Lien URL : http://hdl.handle.net/2268/210269

vers l'article scientifique

Ces expériences nous confortent dans le sentiment qu'un terrain favorable au développement de Learning Analytics existe au sein de l'institution. Elles attestent de l'intérêt d'une série de collègues pour comprendre plus finement les activités des étudiants de façon à pouvoir s'y adapter en vue de soutenir la qualité de leurs apprentissages.

Mutualisation de compétences

À partir de ces rencontres, nous avons constitué un groupe de travail incluant notamment une partie de ces collègues, mais aussi d'autres enseignants et chercheurs porteurs de compétences diverses et nécessaires au déploiement de Learning Analytics à l'échelle institutionnelle. Ainsi, le groupe de travail réunit des membres du Service Général d'Informatique de l'université (SEGI), du Service Guidance Étude, des enseignants et des chercheurs spécialisés dans les disciplines suivantes : Sciences de l'Éducation (incluant la psychométrie et l'édumétrie), les Sciences des données et les statistiques. Le groupe comprend également les enseignants experts des matières dans lesquels les dispositifs présentés précédemment s'intègrent (notamment le MOOC « Histo » et le suivi des étudiants de Bloc 1 de bachelier en Biologie).

Au sein de ce groupe de travail, les membres volontaires ont constitué un groupe « technique » qui s'est penché sur les données disponibles dans l'institution et parmi celles-ci, l'identification de celles qu'il serait pertinent ou intéressant d'exploiter dans une démarche de Learning Analytics. Nous avons ainsi défini les contours d'une future base de données reprenant les informations récoltées lors de l'inscription des étudiants ainsi que les résultats qu'ils ont obtenus à chaque session d'examens. À ce stade, nous n'avons pas encore identifié les données d'utilisation des ressources proposées dans les

cours ciblés. C'est donc la première fonction des Learning Analytics, à savoir la visée descriptive, que nous ambitionnons d'atteindre dans une première phase concrète du projet interne à notre institution.

Au moment où nous rédigeons le présent rapport, l'analyse des données n'a pas encore commencée. La raison en est que nous sommes actuellement occupés à remplir nos obligations dans le cadre du respect des règles établies par le RGPD. Consécutivement à la constitution du groupe de travail, nous avons rencontré à plusieurs reprises des membres du Service Juridique de l'université, avant et après l'entrée en vigueur du RGPD. Ces rencontres nous ont permis de prendre connaissance de nos obligations et du cadre imposé par la nouvelle réglementation. Les Learning Analytics étant une démarche ayant recours aux données à caractère personnel des étudiants, il nous est indispensable de nous acquitter d'une série d'obligations dont les deux plus importantes sont :

1. la justification de traitements envisagés auprès du Délégué à la Protection des Données (DPD ou *Data Protection Officer*) de l'université. Cette justification consiste, dans notre cas, à l'obtention du consentement des étudiants. Ce consentement doit, quant à lui, être suffisamment clair pour les étudiants qui en prennent connaissance. Il s'agit donc de clarifier la nature des données utilisées, les traitements qui leur seront appliqués et les droits que possèdent les étudiants dans le processus d'utilisation de leurs données.

2. la réalisation d'une Analyse d'Impact de la Protection des Données (AIPD). En effet, une démarche d'analyse des Learning Analytics vise à traiter des données sensibles qui nécessitent, dès lors, d'évaluer les risques qui y sont associés par rapport au respect de la vie privée des étudiants. Il nous faut donc, pour l'ensemble des traitements appliqués aux données, mesurer les risques potentiels et envisager les pistes qui permettront de limiter l'occurrence de ces risques. Ces pistes peuvent être de nature organisationnelle et/ou matérielle. En outre, il nous faut consigner l'ensemble de ces éléments dans un registre de traitement institutionnel qui est l'outil via lequel le DPD pourra nous donner l'autorisation de procéder aux opérations sur les données, conformément aux dispositions du RGPD. C'est également le moyen, pour l'université, en tant que « responsable de traitement », d'avoir connaissances de nos travaux. Nous sommes donc actuellement dans la phase de réalisation de cette AIPD et de son encodage dans notre registre de traitements.

Pour réaliser cette AIPD, il est essentiel de collaborer avec le SEGI de l'université. En effet, de nombreux risques sont associés à la gestion des données, à la sécurisation de leur accès et à leur stockage. Ces risques peuvent être modérés par la prise de mesures à la fois techniques et organisationnelles. Le SEGI possède la norme ISO27001:2013, ce qui signifie que les données qui y sont traitées, ou même

hébergées, bénéficient d'ores et déjà d'un niveau de sécurité important. Cependant, dans le cadre des traitements propres à une démarche de Learning Analytics, les données à caractère personnel des étudiants sont exploitées par d'autres personnes que les membres de ce service. Il importe donc de clarifier les modalités selon lesquelles ces traitements pourront être opérés.

Outre la réalisation d'une AIPD, le SEGI est un partenaire indispensable pour développer une démarche de Learning Analytics au sein de notre institution. En effet, nombre de données générées au sein de celle-ci sont stockées par leur soin, qu'il s'agisse des données récoltées lors de l'inscription des étudiants, de leurs résultats au cours de leur parcours académique ou même des données dites « d'utilisation » ou « d'usage » produites sur la plateforme en ligne institutionnelle (*eCampus*) sur laquelle les étudiants réalisent des exercices ou consultent les ressources associées à leurs différents cours. Le SEGI travaille également sur les interfaces proposées aux étudiants de l'institution. En ce sens, il est possible que le SEGI développe une interface de visualisation des données pour les étudiants, telle qu'une application pour smartphone. La participation active de cette cellule au groupe de travail pluridisciplinaire était dès lors indispensable.

Par ailleurs, le projet a également été soumis au Comité d'Éthique en Sciences Humaines de l'université. L'apport de ce comité nous semblait essentiel. Les aspects éthiques font clairement partie des objets d'attention inhérents à tout projet de Learning Analytics, quels qu'en soient l'ampleur et le contexte d'implémentation. La problématique des considérations éthiques constitue, à elle seule, un pan entier de la littérature consacrée à la discipline. Des auteurs se sont spécialisés sur ces questions et des noms tels que ceux de Prinsloo ou Slade sont devenus des références pour les institutions désireuses de se lancer dans la démarche. Lors de notre présentation, le Comité d'Éthique, tout en trouvant le projet intéressant et pertinent, nous a fait part de craintes quant aux réactions possibles des différents protagonistes et aux potentielles dérives qu'une démarche de Learning Analytics peut apporter dans les pratiques d'enseignement. Par exemple, il pointe le fait que les informations pourraient être utilisées par les enseignants, non pas pour aider les plus faibles, mais pour trier de manière précoce les étudiants sur lesquels leurs efforts devraient raisonnablement se concentrer.

Notre rencontre avec ce comité a donc été dans le même sens que celui indiqué par le RGPD et le Service Juridique de l'université, à savoir qu'il est essentiel de définir un cadre clair au projet d'implémentation, partant des changements espérés à partir des Learning Analytics, intégrant les avis et aspirations des différents protagonistes, établissant des règles de fonctionnement et des limites à respecter, des procédures de communication, de diffusion de la démarche et de ses résultats, etc. Ainsi, il nous semble important, dans la suite de ce projet, de définir une politique institutionnelle intelligible, à l'aide d'un cadre de référence fiable, tel que ceux que nous avons pu présenter dans la

section du présent rapport consacrée à l'implémentation des Learning Analytics dans d'autres institutions.

Cependant, comme nous avons pu nous en rendre compte dans la littérature (Colvin et al., 2017), cette politique institutionnelle relative aux Learning Analytics ou, plus largement, à l'utilisation des données à caractère personnel des étudiants, ne verra le jour que si elle est appuyée et soutenue par les plus hautes autorités de l'institution. Il nous faut donc porter le projet auprès des autorités compétentes et, par là même, amener l'institution à se positionner quant à la mise en œuvre de démarches de Learning Analytics et à agir ensuite de façon cohérente avec ce positionnement.

Par souci de transparence et avec la volonté de bénéficier du soutien de l'institution dès nos premières démarches, nous avions, à l'entame du projet, rencontré les autorités académiques. Nous avons ainsi, dans un premier temps, présenter le projet au Vice-recteur à l'enseignement de l'université et, dans un second temps, à l'ensemble du Collège rectoral. Le projet, tel que nous l'avons présenté aux autorités, était une déclaration d'intention étayée par des éléments saillants de la littérature à travers lesquels nous avions identifié les plus-values potentielles de l'implémentation de Learning Analytics dans le contexte actuel de l'enseignement supérieur belge francophone.

Nous avions alors reçu l'approbation des autorités institutionnelles pour poursuivre la réflexion sur la démarche et entamer une série d'actions qui sont celles que nous venons de décrire dans cette section. Cependant, ces actions nous conduisent à présent à faire face à une série de tâches nécessaires à la poursuite d'une possible implémentation. À la lumière des cadres de référence portant sur l'implémentation de Learning Analytics à large échelle, la dimension du leadership apparait comme cruciale dans l'aboutissement de la démarche. Ce leadership doit à la fois jouer un rôle d'impulsion et de facilitation des procédures à engager aux différents niveaux de l'institution concernés par les Learning Analytics.

Ces actions devront concourir, le cas échéant, à la mise en œuvre de Learning Analytics comme un moyen d'optimiser l'expérience d'apprentissage selon des finalités que nous devrons définir clairement.

3.2. CONDUITE DES FOCUS GROUP ET TRAITEMENT DES DONNÉES RECUEILLIES

Pour identifier le degré d'acceptabilité d'une implémentation des Learning Analytics en enseignement supérieur et mieux comprendre les conditions ou réticences qui lui sont relatives, des focus group ont été menés, d'une part, avec des enseignants et encadrants et, d'autre part, avec des étudiants. Cette

technique d'entretien se réalise généralement en groupe de 8 à 12 personnes et consiste à discuter ouvertement d'une thématique définie et connue des participants en vue de faire émerger les différentes opinions. Dans le cas présent, il s'agissait de confronter les participants à un tableau de bord fictif (Annexe 1, p. 132) et de les encourager à y réagir librement après le leur avoir présenté de manière détaillée.

Une question ouverte était ainsi posée à l'ensemble de chaque groupe afin d'ouvrir la discussion. Le rôle de l'animateur était de favoriser et de gérer la prise de parole, mais aussi de relancer les échanges en vue de faire le tour de la question. Cela impliquait donc de récapituler les propos émis, voire parfois d'orienter le débat vers un élément particulier qui a été soulevé par un participant et peu débattu. L'animateur veillait à faire preuve de neutralité et, pour ce faire, à s'exprimer de façon non suggestive. Il était essentiel de recueillir avec précision et fidélité ce que les participants pensent de différents aspects qui touchent aux Learning Analytics comme, par exemple, et de manière non exhaustive :

- l'exploitation de données personnelles et de traces digitales pour faciliter la communication de conseils personnalisés à destination des apprenants, voire pour adapter – en vue de les améliorer – les dispositifs pédagogiques des enseignants ;
- les pratiques ou applications potentielles qui sont de l'ordre du (dé)raisonnable ;
- les informations précises à inclure dans le feedback pour que celui-ci soit réellement perçu par les étudiants et les enseignants comme une aide appropriée et utile ;
- la forme que le feedback devrait prendre pour qu'il soit accessible et adapté à son destinataire ;
- les effets présumés d'un tel dispositif sur les stratégies d'apprentissage des étudiants, sur leur motivation et leur persévérance, voire même sur d'éventuels autres facteurs internes ou externes…

Deux focus group d'environ 45 minutes ont été réalisés avec le corps professoral. Le premier groupe était composé de 17 assistants ou membres du corps académique en période probatoire à l'Université de Liège inscrits à une formation IFRES. Le second groupe, quant à lui, englobait 13 enseignants inscrits au Master de spécialisation en Pédagogie Universitaire et de l'Enseignement Supérieur (Formasup). Ceux-ci pouvaient donc exercer tant dans le milieu universitaire que non universitaire. Les participants à ces deux focus groups étaient également issus de différents domaines et soucieux de la pédagogie. Solliciter des groupes hétérogènes était, pour nous, une manière de favoriser le débat. Au total, 30 enseignants/encadrants (dont exactement 15 hommes et 15 femmes) ont eu l'occasion de partager leur opinion sur la démarche présentée.

Deux focus group ont également été conduits avec des étudiants de bloc 2 de bachelier (et non de bloc 1, le recueil de données se déroulant en début d'année académique) ayant un programme annuel d'études (PAE) complet ou non, et poursuivant leurs études dans des domaines différents : les sciences de la santé et les sciences appliquées. L'organisation de tels groupes nécessitant la prise en compte des différents horaires de cours, ceux-ci étaient composés d'étudiants provenant d'un même domaine, et même d'une même faculté. Notons qu'un focus group devait initialement être mené avec des étudiants issus d'un troisième domaine (sciences humaines), mais celui-ci n'a pu avoir lieu.

Constituer les groupes d'étudiants a demandé beaucoup d'énergie, de persévérance et d'inventivité. Des personnes-relais ont d'abord été sollicitées au sein de chaque faculté afin d'inviter les volontaires à participer aux échanges. Les critères initiaux de sélection de l'échantillon mentionnés ci-dessus étaient précisés, de même que l'importance de mobiliser des individus de genre différent. Cette méthode n'ayant permis de recruter aucun sujet dans un délai raisonnable, d'autres techniques ont été adoptées en vue de susciter l'intérêt et la curiosité des étudiants. La manœuvre consistait à utiliser une voie plus directe pour leur permettre de mieux cerner l'objet de la recherche et de notre demande ainsi que nos attentes spécifiques. Il s'agissait d'expliquer plus concrètement ce que sont les « Learning Analytics » et en quoi cela les concerne, mais aussi en quoi consisterait leur participation à notre étude. Il importait notamment de les rassurer, d'une part, sur le caractère bienveillant, non-contraignant et anonyme de la discussion et, d'autre part, sur sa durée (moins d'une heure) et sa localité (au sein de leur faculté, l'objectif étant de limiter les déplacements), nécessitant de ne se libérer que relativement peu de temps. Au total, l'avis de 12 étudiants a été recueilli (8 étudiantes en Médecine vétérinaire et 4 étudiants en Sciences de l'ingénieur).

La constitution des groupes d'étudiants s'étant déroulée de manière différente selon les facultés, chaque protocole est précisé dans la suite du texte.

Les quatre focus group ont été réalisés par les membres de l'équipe de recherche durant les mois d'octobre, de novembre et de décembre 2018. Une trace écrite des échanges a systématiquement été conservée, ce qui a ensuite permis une analyse des propos tenus.

Faculté de Psychologie, Logopédie et Sciences de l'Éducation

Pour tenter de mobiliser les étudiants de bloc 2 de bachelier en Faculté de Psychologie, Logopédie et Sciences de l'Éducation, nous avons procédé en trois étapes, qui se sont malheureusement toutes révélées vaines.

Nous avons d'abord pris contact avec le secrétariat de la faculté afin, d'une part, de l'informer de notre démarche et, d'autre part, de lui demander de l'aide pour le recrutement des étudiants nécessaires à l'organisation d'un focus group. Une nouvelle écrite à destination du public-cible a ainsi été postée par le biais d'un membre de l'équipe administrative sur le portail en ligne de l'institution. Celle-ci annonçait aux étudiants une date possible pour la rencontre, choisie selon les disponibilités repérées au sein de leur horaire de cours, et invitait les volontaires à se manifester par courrier électronique auprès de l'équipe de recherche. Près de deux semaines plus tard, aucun étudiant ne s'était encore signalé et ce, alors que la date initialement envisagée pour le focus group approchait à grands pas.

Nous avons dès lors décidé de faire appel à un professeur dispensant un cours obligatoire inscrit au premier quadrimestre du programme de bloc 2 de bachelier de cette année académique. L'objectif était de lui demander de nous octroyer quelques minutes lors de son prochain cours en vue de nous permettre de présenter notre démarche aux étudiants concernés, voire de recruter certains d'entre eux directement sur place. Lors de cette intervention, aucun étudiant présent dans l'amphithéâtre ne s'est porté volontaire ou n'a même montré un intérêt quelconque pour l'étude menée. Des coupons reprenant nos coordonnées et les informations pratiques relatives à l'organisation du focus group ont toutefois été mis à leur disposition, au cas où ils changeraient d'avis ou connaitraient des étudiants intéressés de prendre part à notre étude.

Aucun retour n'ayant été observé à la suite de cette action, nous avons décidé d'entreprendre une dernière tentative en planifiant un nouveau focus group. Pour annoncer la date de l'évènement (une fois encore déterminée sur base de l'horaire de cours des étudiants) et le lieu (un local réservé au sein de la faculté pour réduire leurs déplacements), des affiches ont été placardées à différents endroits stratégiques de la faculté : sur la porte d'entrée, dans la cage d'escaliers, à la bibliothèque, à divers valves… Cela n'a malheureusement donné aucun résultat concluant.

Faculté des Sciences appliquées

Pour ce qui est des étudiants de bloc 2 de bachelier de la Faculté des Sciences appliquées, plusieurs actions ont aussi été mises en œuvre pour parvenir à constituer un groupe de discussion permettant un recueil d'opinions sur les Learning Analytics.

Nous avons d'abord pris contact avec la direction administrative de la faculté dans le but de l'informer de notre démarche et de solliciter son aide pour le recrutement des participants au focus group. Notre personne de contact nous a répondu favorablement, en acceptant de rapidement lancer un appel aux étudiants concernés et ce, par l'intermédiaire du Vice-président actuel de la Fédération des étudiants de l'ULiège qui est inscrit au bachelier en sciences de l'ingénieur. Cet appel invitait les volontaires à se

manifester auprès de notre personne de contact et annonçait une date possible pour la rencontre. Le moment a été choisi dans le respect des disponibilités de leur horaire de cours. Les étudiants étaient également invités à mentionner s'ils étaient intéressés de participer aux échanges, mais considéraient préférable de modifier la plage horaire proposée. Seul l'étudiant-relais a signalé, la veille du focus groupe, son souhait d'y participer. Il a dès lors été informé de la situation, autrement dit du fait qu'aucun autre étudiant que lui n'avait répondu à l'appel émis, et donc de l'impossibilité de maintenir la rencontre prévue le lendemain.

Au vu de son statut et de son intérêt pour l'étude menée, nous avons dès lors décidé de demander à cet étudiant de recruter un petit groupe de volontaires pouvant le rejoindre et avec qui la date d'un nouveau focus group pourrait être discutée. L'objectif était d'encourager le public-cible à participer à notre recherche, en tirant profit de la proximité qui le lie à ses pairs. Soucieux de mener à bien la mission qui lui a été confiée, l'étudiant est venu à la rencontre d'un membre de notre équipe de recherche dans le but d'obtenir des informations complémentaires sur notre étude et sur ce que sont les Learning Analytics. Plusieurs semaines se sont écoulées avant qu'il parvienne à collecter le nom de quelques volontaires (cinq précisément). Plusieurs contacts et relances ont ensuite été nécessaires pour parvenir à fixer une date commune au groupe qu'il était parvenu à réunir. Au final, c'est après plus d'un mois de collaboration avec cet étudiant que le focus group a pu avoir lieu. Quatre des cinq étudiants volontaires se sont présentés à cette activité qui a duré 1h00. Le contenu de cet échange est résumé au point 4 du présent rapport (voir p. 77).

Faculté de Médecine vétérinaire

Pour recruter des étudiants de bloc 2 de bachelier en Faculté de Médecine vétérinaire, la démarche fut encore différente.

Nous avons d'abord pris contact avec la Vice-doyen à l'enseignement de la faculté, qui nous a proposé, par l'intermédiaire du secrétaire du jury de bachelier, de nous transmettre les listes de résultats des délibérations de l'année antérieure pour nous aider à constituer notre échantillon. L'objectif était de sélectionner des étudiants de bloc 2 ayant au moins une année d'expérience dans l'enseignement universitaire. Quatre catégories de sujets ont ainsi été délimitées à partir des listes fournies :

1) les étudiants avec une année d'expérience (matricules 2017) voire deux (matricules 2016) et qui ont réussi la totalité de leur programme annuel en juin 2018 ;
2) les étudiants avec une année d'expérience (matricules 2017) et qui ont réussi la totalité de leur programme annuel en septembre 2018 ;

3) les étudiants avec une année d'expérience (matricules 2017) et qui ont réussi un minimum de 45 crédits de leur programme annuel en septembre 2018 ;
4) les étudiants avec plus d'une année d'expérience (matricules antérieurs à 2017) et qui ont réussi un minimum de 45 crédits de leur programme annuel en septembre 2018.

Le groupe de discussion devant idéalement englober 8 à 12 personnes et le taux de réponse étant susceptible de ne pas dépasser les 30 %, trois fois plus de sujets que le nécessaire ont été contactés. Au total, 36 sujets ont été mobilisés par courrier électronique, c'est-à-dire neuf étudiants de chacune des catégories précitées. Le message transmis invitait les volontaires à se manifester par courrier électronique auprès de l'équipe de recherche et annonçait la date envisagée du focus group. Celle-ci avait été choisie en cohérence avec l'horaire de cours : en effet, les étudiants avaient un cours en matinée et aucune autre activité de prévue à l'agenda le reste de la journée, ce qui nous a amenés à planifier la rencontre après ce cours.

À la veille de la date fixée, seules trois réponses avaient été reçues de la part des étudiants et elles traduisaient toutes un refus. Un rappel a dès lors été envoyé aux 33 étudiants restés dans le silence, en précisant l'heure et le lieu du rendez-vous, mais aussi en insistant sur le fait que nous comptions sur leur présence. Le professeur dispensant le cours précédent a été contacté en vue de lui demander de « faire la publicité » du focus group qui devait avoir lieu une heure plus tard au sein de la faculté. Des affiches ont été placardées dans le couloir du local qui avait été réservé pour la conduite du focus group, en espérant recruter certains étudiants qui seraient de passage au moment de notre présence dans le bâtiment. Nous nous sommes finalement rendus sur place, en vain, puisqu'aucun étudiant ne s'est présenté. Un professeur de la faculté, justement en charge d'un cours à destination d'étudiants de bloc 2 de bachelier en médecine vétérinaire, s'est toutefois intéressé à notre démarche et nous a proposé son aide.

Nous lui avons ainsi demandé de nous autoriser à intervenir quelques minutes lors d'une prochaine séance de travaux pratiques organisée dans le cadre de son cours afin de présenter notre démarche aux étudiants concernés et de recruter certains d'entre eux directement sur place. En intervenant au sein d'un plus petit groupe, nous espérions pouvoir davantage les sensibiliser et les inciter à participer à notre étude. On peut dire que cette stratégie a porté ses fruits puisque six étudiants se sont portés volontaires, en mentionnant toutefois quelques réserves quant aux dates possibles. Les étudiants disaient être forts occupés à l'approche de la bloque et de la session, et ne pas avoir la possibilité de consacrer du temps à des activités qui ne sont pas directement liées à leurs cours…

Avec l'accord de l'enseignante et de ses encadrants, nous avons réitéré cette démarche la semaine suivante, dans le cadre d'une séance de travaux pratiques destinée à d'autres étudiants de bloc 2 et ce, dans le but de compléter notre groupe de volontaires. Cette action a permis de recruter deux sujets supplémentaires. Il s'avère que les étudiants présents avaient apparemment bientôt terminé les cours et prévoyaient de rentrer chez eux. Revenir à la faculté pour une activité non spécifique à leurs cours (certains n'habitant pas en région liégeoise ni même parfois pas en Belgique) ne les enthousiasmait donc pas.

Les huit étudiants volontaires ont finalement été recontactés par courrier électronique pour confirmer la date, le lieu et l'heure du focus group. Ils se sont tous présentés à cette activité qui a duré 1h15. Le contenu de cet échange est résumé au point 4 du présent rapport (voir p. 77).

Les difficultés rencontrées dans la mise en œuvre de ces focus groups est sans doute un résultat de recherche intéressant : il est difficile de mobiliser les étudiants, même lorsqu'il s'agit de les interroger sur l'intérêt de dispositifs visant le développement de leurs stratégies d'apprentissage.

4. AVIS DES UTILISATEURS POTENTIELS

Les différents focus groups réalisés ont permis aux utilisateurs potentiels des Learning Analytics d'exprimer leurs opinions. Une synthèse de celles-ci est présentée dans la suite du texte.

4.1. ENSEIGNANTS ET ENCADRANTS UNIVERSITAIRES (FORMATION IFRES)

Une occasion de (se) rassurer

Des points positifs sont d'abord mis en avant durant la discussion, comme notamment la possibilité, pour les étudiants qui en ont besoin, d' « être rassurés » et, par conséquent, de diminuer les doutes qu'ils peuvent avoir quant à l'utilité et l'efficacité de ce qu'ils mettent en place dans leurs cours. Envisager l'implémentation d'une telle démarche témoignerait, par ailleurs, d'une belle évolution de l'Université en termes de transparence étant donné que, dans le passé, les étudiants n'étaient parfois même pas informés de la cote d'un examen en cours d'année.

D'après les participants, il est important de pouvoir fournir aux étudiants des recommandations qui leur sont vraiment spécifiques et un tel dispositif le permettrait. Ils s'interrogent toutefois sur l'identité de l'émetteur du feedback. S'il devait être administré par les enseignants et/ou les encadrants, ils affirment que cela impliquerait un investissement massif de leur part et une énorme charge de travail supplémentaire, ce qui ne les rassure pas. En effet, il s'agirait de traiter autant de tableaux de bord qu'ils ont d'étudiants dans leurs cours, ce qui peut devenir très chronophage. Une solution envisagée dans le groupe serait de donner accès à l'enseignant à un tableau de bord général, rassemblant les données de l'ensemble d'un groupe d'apprenants et non de chaque étudiant pris individuellement. D'autres participants préconisent plutôt que l'initiative vienne de l'apprenant lui-même, autrement dit que ce soit ce dernier qui ouvre la discussion. Ils admettent toutefois que, dans le contexte actuel, peu d'étudiants adoptent ce genre de démarche et ce, même lorsqu'ils y sont invités.

Des écueils à éviter

Lors de la discussion, les enseignants soulignent très vite la dangerosité du dispositif pour les différents acteurs (le concepteur du tableau de bord, les professeurs, les étudiants...). Ils nourrissent notamment des craintes quant au côté prédictif du dispositif.

Dans un premier temps, ils déclarent qu'informer l'étudiant de son probable niveau de succès en fin d'année peut, dans le cas où il serait confronté à une prédiction défavorable, devenir une cause

d'abandon. Pour eux, il s'agit d'être vigilant lors de cette étape du processus car la prédiction peut avoir des effets « pervers ». Un participant se projette notamment dans le cas suivant, qui suppose l'existence d'une marge d'erreur associée à la prédiction : « Que se passerait-il si l'on signalait à un étudiant qu'il a une chance sur cinq de réussir alors qu'il en a en réalité davantage ? » L'erreur pourrait notamment venir du fait que l'entièreté du travail de l'étudiant n'est pas considéré : qu'en est-il des tâches réalisées à domicile et hors connexion ? De manière plus générale, prédire la réussite des étudiants dans le contexte du décret « Paysage » paraît complexe à leurs yeux étant donné les spécificités qui le caractérisent : parcours diversifiés, crédits différents selon le cours, prérequis ou corequis particuliers…

Dans un second temps, ils questionnent la qualité et la pertinence des indicateurs pris en compte pour établir le pronostic. D'après eux, un taux de connexion élevé à la plateforme d'apprentissage en ligne, par exemple, n'est pas forcément un bon indicateur. Pour certains, il pourrait par contre être intéressant d'avoir une indication sur les présences aux cours. Mais tous ne sont pas de cet avis : ces derniers estiment, d'une part, que le relevé des présences informerait de manière peu convaincante sur l'implication de l'étudiant et, d'autre part, que cela pourrait s'apparenter à de la surveillance aux cours dans la mesure où l'enseignement supérieur n'est pas obligatoire. Ainsi, les enseignants attirent l'attention sur le respect de la vie privée et la protection des données.

Un statut à définir

Concernant les données à faire apparaître dans le tableau de bord auquel les étudiants auraient accès, les enseignants pensent qu'il est essentiel d'éviter une redondance des informations afin de permettre à chacun de s'y retrouver. Par exemple, il leur semble important de ne pas multiplier les plateformes au sein d'une institution : les étudiants suivant des études à l'Université de Liège ont déjà *MyULiège* et *eCampus*, qui leur proposent plusieurs outils tels que l'agenda, le bulletin… Le tableau de bord pourrait être utilisé comme une « entrée » vers ces plateformes. Il serait en tout cas nécessaire de déterminer son statut, autrement dit, s'il est à envisager comme une ressource complémentaire ou comme un substitut. Cette question semble moins préoccuper d'autres participants stipulant qu' « il vaut mieux avoir trop d'informations que pas du tout ».

Responsabilité et autonomie

Les enseignants estiment que le tableau de bord permettrait de rendre les étudiants conscients de certains éléments propres à leur parcours, mais ils se demandent si la confrontation à ceux-ci suffira pour qu'ils réagissent ou s'améliorent… Lors de la discussion, les étudiants sont pointés comme responsables de la manière dont ils gèrent leurs apprentissages et donc, parfois, de leurs propres

échecs. La responsabilisation individuelle favoriserait une meilleure autonomie de la part des étudiants. Ce serait ainsi à eux de prendre l'initiative de réagir quand ils rencontrent des difficultés. Certains pensent toutefois qu'il s'agit là d'un vœu pieux.

Pour les grands (groupes) seulement

Selon les participants, le dispositif semble davantage adapté à certains contextes : ils le perçoivent comme très utile pour les cours en grands groupes, dans la mesure où il permettrait une approche plus personnalisée. Les feedbacks interpersonnels sont, quant à eux, à garder pour de plus petits groupes.

Une familiarisation nécessaire

Il est primordial de soutenir l'étudiant dans sa relation à l'outil, notamment pour l'aider à l'utiliser et à interpréter les informations qu'il véhicule, que ce soit par le biais de séances d'informations ou de communications. À ce propos, il a été suggéré de « voir plus loin » et de faciliter l'appropriation de l'outil en proposant des parcours d'utilisation aux étudiants.

Par ailleurs, si l'étudiant ne sait pas qui a accès aux informations qui le concernent, cela peut déclencher chez lui de l'inhibition, de la réserve. Les rappels et les suggestions qui lui sont fournis peuvent être perçus comme très invasifs. Il est dès lors important que l'étudiant approuve l'usage qui est fait de ses données et sache exactement dans quel cadre elles seront utilisées. Une autre solution serait de faire confiance aux étudiants et de leur demander d'encoder eux-mêmes certaines informations pour qu'ils obtiennent des feedbacks spécifiques (par exemple, les présences). Dans ce cas, « ce n'est pas dans leur intérêt de mentir ».

4.2. ENSEIGNANTS UNIVERSITAIRES ET DE HAUTE ÉCOLE (FORMASUP)

Les Learning Analytics sont d'emblée perçus comme un outil très puissant, mais très ambitieux dans la mesure où il requiert la collaboration d'une équipe pluridisciplinaire en vue « d'alimenter la base de connaissances nécessaire à une telle démarche ». Les participants semblent penser qu'il s'agit d'une démarche intéressante, en cohérence avec une société de plus en plus imprégnée du numérique, mais qui comporte des dangers à ne pas négliger, notamment sur le plan éthique.

Mieux vaut prédire que guérir ?

Le côté descriptif du dispositif ne préoccupe généralement pas les participants. La partie prédictive, par contre, est beaucoup plus décriée, car « dérangeante » à leurs yeux. Lors de la discussion, ils évoquent très rapidement ses dangers potentiels. D'après eux, le message à faire passer à l'étudiant

doit être plus profond que « Game over ! » ou « Bingo, tu vas réussir ! ». Le risque est qu'il prenne cette issue comme une fatalité et qu'il décide, soit de se démotiver voire d'abandonner (si le feedback est mitigé ou négatif), soit de ralentir le rythme et de se reposer sur ses acquis (dans le cas où le feedback est positif) et ce, à tel point qu'on peut craindre qu'un étudiant qui viendrait à échouer alors que le dispositif lui prédisait une belle réussite introduise un recours pour s'en plaindre. On pourrait aussi s'attendre à ce que la prédiction soit synonyme de prophétie auto-réalisatrice : un participant semble convaincu qu'un étudiant à qui on dirait « Tu es sur la voie de l'abandon », abandonnera. En effet, non seulement l'étudiant pourrait inconsciemment en venir à adopter des comportements qui conduiront au résultat annoncé, mais son enseignant pourrait aussi modifier assez tôt son regard et son attitude vis-à-vis de lui puisqu'il aurait inconsciemment développé des préjugés sur ses capacités et sur ses chances de réussite. Il s'agit, dès lors, de veiller à ce que l'usage des Learning Analytics en milieu scolaire n'entrave pas le principe d'égalité des chances.

Au-delà de l'effet qu'elle peut avoir sur les individus, la prédiction elle-même pose question. En effet, même dans le cas où des algorithmes puissants la détermineraient, les enseignants restent globalement sceptiques en ne manquant pas de l'assimiler à l'horoscope, aussi généré à partir de calculs complexes. Dans le même ordre d'idée, ils déclarent qu'un tel dispositif confronte l'étudiant à une norme représentant le but à atteindre et ne prend pas en compte l'existence potentielle de cas « hors norme », c'est-à-dire « imprévisibles » et donc complexes à diagnostiquer. Cela suppose finalement que la prédiction a des limites qui la rendent incertaine.

Prescrire pour mieux agir !

Au vu des dangers présumés, l'aspect prescriptif du dispositif est perçu comme particulièrement important. Deux éléments, pouvant contribuer à éviter les situations précédemment décrites, sont mis en évidence lors du débat : d'une part, la régularité du feedback et, d'autre part, son objet.

En effet, il semble primordial pour les participants qu'un retour régulier soit fait à l'étudiant en vue de lui transmette une information adaptée, au sens où elle serait basée sur le suivi de ses comportements et de sa progression dans l'apprentissage en cours. Un étudiant pourrait débuter son quadrimestre efficacement et puis vivre un évènement qui vienne perturber son fonctionnement. Si le feedback qui lui est fourni n'est pas assez régulier, il risque de s'appuyer sur une information devenue caduque et de se faire une fausse idée de l'efficacité de ses stratégies d'apprentissage actuelles.

Par ailleurs, le feedback visant à susciter une réaction de la part de l'étudiant, il faut obligatoirement se questionner sur l'objet de celui-ci afin de s'assurer que la réaction induite aille, le plus possible, dans le sens de celle attendue. D'après les participants, il est essentiel qu'il encourage une posture réflexive

chez l'étudiant. La nécessité d'un accompagnement a ainsi maintes fois été exprimée. Le dispositif doit informer l'apprenant, en lui décrivant des faits qui lui font prendre conscience de ce qu'il met en place ou non dans le cadre de ses cours, mais il doit aussi le guider pour l'aider à réagir efficacement.

Peut-être pas pour tous

Plusieurs participants semblent être contre une implémentation des Learning Analytics généralisée à l'ensemble des institutions et ce, pour deux raisons principales.

Premièrement, il leur parait plus opportun de rendre le dispositif accessible uniquement aux étudiants volontaires. Ils y voient surtout un intérêt pour l'étudiant de bloc 1 de bachelier qui voudrait « mettre toutes les chances de son côté » pour réussir son année. Lors du débat, il est par la même occasion rappelé que, dans l'enseignement supérieur, il est généralement attendu de chaque étudiant qu'il fasse preuve d'autonomie et que ce type de dispositif pourrait créer une dépendance qui ne l'habituerait pas à s'autogérer.

Deuxièmement, ils sont convaincus qu'il n'est pas adapté à tous les contextes d'enseignement. Selon les participants, recourir aux Learning Analytics pourrait être bénéfique dans les cours donnés en grand groupe mais, *a contrario*, très peu dans ceux où il existe une proximité entre l'enseignant et son groupe d'étudiants. La démarche étant généralement perçue comme étant « fort impersonnelle » et « peu humaine », il ne leur semble pas pertinent d'y recourir lorsqu'une relation de confiance est instaurée. Le contact et le dialogue en présentiel avec l'étudiant restent pour eux le meilleur moyen de le connaître, tant sur le plan académique que privé, et de le soutenir dans ses apprentissages. D'ailleurs, en agissant de la sorte, l'enseignant est en mesure de tenir compte de facteurs que le dispositif ne permet pas de déceler (par exemple, une panne de voiture, un problème familial… pouvant expliquer certains comportements). Ces relations privilégiées doivent être préservées lorsqu'elles existent et ne surtout pas être remplacées par une communication informatisée.

Dans cette optique, il semble difficile pour certains d'envisager l'implémentation d'un même dispositif à l'Université et en Haute École puisque ces contextes diffèrent plus ou moins fortement vis-à-vis de l'autonomie laissées aux étudiants (quant à la présence aux cours, par exemple), des effectifs, de la dynamique relationnelle… Les participants expliquent que les enseignants de Haute École pourraient plus facilement accompagner leurs étudiants étant donné qu'ils ont davantage l'occasion de les rencontrer individuellement que leurs homologues universitaires. Ils auraient également une meilleure représentation du taux d'absentéisme à leur cours et la possibilité d'évaluer les apprenants de manière formative durant le quadrimestre. Ainsi, si le dispositif implémenté devait tenir compte de la présence aux cours et des performances en cours d'apprentissage, des changements seraient à

opérer à l'Université et à consigner dans le contrat didactique afin d'informer clairement les acteurs universitaires des attentes et responsabilités qui les incombent.

Données à penser

Lors du débat, il était également assez difficile pour certains participants d'imaginer l'étendue des données disponibles sur les étudiants qui soient utilisables et utiles à la communication d'un feedback adapté, surtout à l'université où le suivi « physique » des étudiants est considéré comme moins simple, les cours se donnant en amphi, avec de nombreux étudiants et très peu d'évaluations en cours de quadrimestre. On comprend que, pour certains enseignants, les résultats aux évaluations formatives constituent la meilleure indication sur laquelle se baser pour informer l'étudiant d'où il en est dans ses apprentissages. La pertinence des autres données potentiellement exploitables est remise en cause du fait que, d'après eux, la plupart des comportements observés sont induits par les exigences des professeurs et ne reflètent finalement pas le travail de l'étudiant : en effet, le fait d'aller sur le blog du cours ou de télécharger les ressources nécessaires dans le délai attendu ne détermine pas la réussite et ne permet pas pour autant de savoir ce que l'étudiant a réellement mis en place du point de vue de ses stratégies d'apprentissage. Il leur semble peu sensé de communiquer avec l'étudiant en se basant sur la collecte et l'analyse de traces digitales dont la fiabilité peut être mise en doute. Une idée envisagée dans le groupe serait d'envoyer les données de chaque étudiant à ses professeurs, à qui on laisserait le loisir de revenir de manière adaptée vers l'étudiant en fonction de ce qu'il constate et de ce qu'il sait de lui.

Dans l'air du temps

Le numérique prenant de plus en plus d'ampleur dans la société et dans le monde scolaire, certains participants pensent que l'étudiant d'aujourd'hui serait demandeur d'avoir accès à une application « ludique » relative à ses apprentissages qu'il pourrait mettre à l'épreuve (un peu dans l'esprit de la gamification) : par exemple, essayer d'améliorer ses performances en agissant sur les informations reprises par le système. Ces enseignants estiment que l'on va vers le numérique et qu'il faut l'accepter. Toutefois, dans la pratique et étant donné que l' « on n'est pas des robots », il est nécessaire de coupler cet aspect avec le côté humain.

À l'inverse, on peut craindre une certaine réticence de la part d'enseignants moins familiers, voire totalement réfractaires aux nouvelles technologies et au numérique en général. Lors de la discussion, le dispositif a d'ailleurs été caractérisé d'intrusif, tant du côté de l'enseignant (si tout est informatisé, « le prof perd de sa liberté ») que du côté de l'étudiant (« on rentre dans l'intimité de l'étudiant »). Il a également été précisé que son implémentation impliquerait une adaptation de la part du corps

professoral et un abandon encore plus accru du « travail papier ». L'organisation de formations sera de surcroît à envisager en vue d'apprendre à traiter les données et de veiller à la mise en place de bonnes pratiques.

4.3. ÉTUDIANTS EN SCIENCES DE LA SANTÉ

Les huit étudiantes en Médecine vétérinaire présentent un avis mitigé à l'égard des Learning Analytics. Si elles leur accordent globalement « du bon comme du mauvais », la discussion a principalement tourné autour de craintes et de dérives potentielles.

Liberté et autonomie menacées

La première réaction des participantes a été de percevoir les Learning Analytics comme une menace à la liberté que l'Université confère à ses étudiants et qui peut parfois se révéler être un critère de choix du type d'études poursuivi par ces derniers (« C'est pour ça aussi qu'on choisit l'Université »).

Le dispositif présenté est aussi considéré comme « une forme d'assistanat » susceptible de mettre en péril le développement d'une autonomie personnelle, jugée essentielle à acquérir, et donc d'amoindrir les responsabilités de l'apprenant. Si un rappel par le système des échéances relatives aux tâches à réaliser paraît utile, l'importance d'une capacité d'autogestion est toutefois soulignée dans le groupe dans la mesure où, plus tard, il n'y aura pas toujours quelqu'un pour leur « dire quoi faire » et pour les « prendre par la main ». Cette aptitude risque peu à peu de se perdre, voire de ne jamais naître, si le système anticipe une série d'aspects dont il serait logique que l'étudiant se préoccupe lui-même.

Dans la même optique, il a été évoqué qu'un étudiant devrait être capable de juger si ce qu'il met en place dans le cadre de ses apprentissages le mènera à la réussite ou non. Il semble en tout cas que l'issue de certains comportements ne soit pas complexe à déduire soi-même (par exemple, l'absence de travail personnel, qui est considérée par les participantes comme la principale cause d'échec). Au final, un impact négatif sur la qualité des diplômés est à craindre d'après certaines participantes.

Une vie privée à préserver

Les Learning Analytics reposant sur le suivi continu de l'activité des apprenants, les participantes redoutent un espionnage de leurs moindres faits et gestes (« On est fliquées, mais sur tout du coup »). L'idée de se savoir surveillées et analysées en permanence engendre d'emblée une certaine réticence de leur part. Elles pointent très vite des limites relatives au respect de la vie privée, en expliquant qu'il ne faut pas « aller trop loin ». Relier leur tableau de bord à leur compte Facebook, par exemple, est

considéré comme une pratique excessive. Selon elles, les réseaux sociaux renferment des informations très personnelles qui sortent du « cadre scolaire » et auxquelles leurs professeurs ne devraient pas avoir accès. De manière générale, elles s'inquiètent de la nature des données récoltées, de la manière dont elles sont exploitées et de l'identité des personnes qui y ont accès.

Une invitation au jugement

Informer de manière précise les enseignants sur l'activité des étudiants pourrait les amener à tirer des conclusions hâtives sur ces derniers. Un étudiant qui n'aurait pas consulté l'ensemble des ressources mises à sa disposition pourrait être pointé du doigt alors qu'il a peut-être jugé qu'il n'avait pas besoin de toutes les ressources proposées ou qu'il est peut-être allé en rechercher d'autres par lui-même. Par ailleurs, dans certains cas, les ressources disponibles sont parfois tellement nombreuses qu'il leur semble impossible de pouvoir toutes les considérer.

Ces informations pourraient finalement porter préjudices à certains étudiants en altérant le jugement de l'enseignant vis-à-vis d'eux. À un oral, par exemple, savoir à l'avance que telle personne a travaillé ou n'a pas travaillé, pourrait avoir un réel impact, tantôt positif tantôt négatif, sur l'objectivité de l'évaluateur qui est déjà un critère difficile à garantir lors d'une évaluation de ce type. Pour les participantes, il est primordial de laisser une chance de réussir à tous les étudiants et donc de « ne pas juger quelqu'un avant d'avoir vu ce qu'il était capable de faire ».

Une incitation au travail informatisé

Le fait de proposer aux étudiants un système qui ne considère que les activités réalisées en ligne risque de les inciter à augmenter leur temps de travail sur un support informatique (ordinateur ou autre) au détriment de leur santé et de l'efficacité de leurs méthodes de travail.

En effet, d'après les participantes, une exposition plus accrue aux écrans pourrait « perturber le cycle circadien et peut-être avoir des effets sur le système nerveux » alors que certains étudiants souffrent déjà d'une mauvaise hygiène de vie, de mauvaises habitudes alimentaires, d'un manque de sommeil… Ce type de technologie pouvant limiter la gymnastique cérébrale (« plus personne ne connait un numéro de GSM parce que tout est encodé »), elles se questionnent aussi quant à un potentiel impact sur la capacité de mémorisation.

Elles pensent par ailleurs que travailler en ligne n'engage pas les mêmes démarches intellectuelles qu'un travail sur un support papier. Prendre des notes à l'ordinateur, par exemple, est moins favorable pour la mémorisation qu'une prise de notes manuscrite. D'après elle, il n'est en tout cas pas donné à tout le monde de pouvoir travailler efficacement sur écran puisque cette façon de procéder limite la

confrontation des ressources ainsi que la prise de hauteur sur leurs cours (« sur un écran, on peut mettre 2-3 fenêtres en même temps, mais c'est important de faire des liens et certaines personnes ont besoin d'étaler leur cours devant eux »).

Une prédiction redoutée

D'après les participantes, l'aspect prédictif du dispositif comporte des dangers. Tout d'abord, prédire précocement la réussite ou l'échec d'un étudiant peut contribuer à diminuer sa motivation. En effet, dans le cas où la prévision serait négative, il pourrait se décourager ; dans le cas où elle serait positive, il pourrait relâcher ses efforts. Partant du principe que les étudiants ont des manières de travailler et des besoins différents, il est suggéré de leur laisser le choix « de savoir ou de ne pas savoir certaines choses ». L'idée de pouvoir personnaliser le dispositif, par exemple en désactivant certaines de ses fonctionnalités, est ainsi proposée dans l'optique de pouvoir définir soi-même les informations qui figureraient ou non dans le tableau de bord.

Ensuite, il est reproché aux données exploitées par le système de ne pas être représentatives de la réalité, autrement dit de ne pas refléter le réel travail des apprenants. D'après les participantes, les activités d'apprentissage demandées aux étudiants en Médecine vétérinaire sont surtout à réaliser sur papier, la plateforme en ligne *eCampus* ne servant *grosso modo* qu'à télécharger les slides fournis par les professeurs. Or, au vu du fonctionnement du système, les étudiants travaillant en ligne devraient bénéficier d'une prédiction plus fidèle que les autres qui ont essentiellement travaillé d'une autre manière, potentiellement tout aussi (voire plus) efficace. Il semble ainsi risqué de s'y fier les yeux fermés.

À ce propos, prendre en compte des données relatives au temps passé à travailler est jugé insuffisant et ne semble pas constituer l'indicateur le plus pertinent pour mesurer l'activité des étudiants. L'idée d'auto-déclarer des informations plus précises sur la nature du travail mis en place durant ce laps de temps a ainsi été émise. Les participantes ont néanmoins insisté sur l'importance de veiller à ce que cela ne soit pas fastidieux pour l'utilisateur : pour elles, un dispositif de Learning Analytics doit simplifier la vie aux étudiants et non devenir une contrainte qui augmenterait leur charge de travail, c'est pourquoi son utilisation doit rester « simple et pratique ».

Un coût à mesurer

Pour mettre en place une démarche de Learning Analytics, les participantes supposent qu'un matériel informatique puissant est nécessaire, ce qui les amène à se questionner sur le coût supplémentaire que représente un tel investissement pour les étudiants. Les frais d'inscription à une institution qui

décide de se lancer dans une démarche pareille grimperont-ils en flèche ? Est-ce que l'accessibilité aux études en sera réduite, notamment pour ceux dont les parents ont des revenus limités ?

D'après les participantes, une alternative moins coûteuse serait d'inclure au programme un cours de 2 ECTS, par exemple, dans lequel les étudiants apprendraient à gérer leur parcours, leur temps et à se construire une méthode de travail efficace. Le présenter aux étudiants comme une activité préparatoire avant de démarrer leur cursus universitaire peut aussi être une solution. D'après elles, si des activités préparatoires sont déjà organisées par l'Université, les étudiants n'en sont pas bien informés…

Quelques aspects favorables

Lors de la discussion, quelques aspects positifs ont tout de même été attribués aux Learning Analytics.

Premièrement, les participantes évoquent le fait que de nombreuses interfaces sont déjà proposées par l'institution et que cela contribue à disséminer les informations qui leur sont destinées. Un tableau de bord pourrait être l'occasion de les mutualiser en vue de « gagner du temps et faciliter l'accès à l'information ». Cela permettrait notamment aux étudiants peu familiarisés avec l'informatique de mieux s'y retrouver. Une participante explique à ce propos que « c'est très compliqué de penser à aller voir ses mails, aller voir son horaire qui n'est pas au même endroit. Avoir plein de plateformes différentes ce n'est pas toujours évident ».

Deuxièmement, l'idée de fournir aux étudiants des conseils personnalisés leur semble intéressante, pour autant que ceux-ci soient concrets et qu'ils soient transmis par une personne autre que leur professeur. Les participantes ne sont effectivement pas contre le fait qu'une tierce personne soit informée de leur situation et puisse les contacter en vue de les aider.

Troisièmement, les participantes envisagent ce type de dispositif comme une opportunité de pouvoir s'autoévaluer, et potentiellement se rassurer, en se comparant à autrui. Ainsi, se situer dans leur cohorte leur paraît important, notamment pour pouvoir identifier les causes des difficultés ou échecs rencontrés (« ça peut aider à comprendre si c'est le cours qui est très dur ou si c'est moi qui n'ai pas assez travaillé »). Cette comparaison sociale ne doit toutefois pas instaurer un climat trop compétitif pouvant engendrer des tensions et des dérives (par exemple, inciter certains à diffuser des synthèses comportant des erreurs, comme cela s'est déjà vu en Médecine).

Du point de vue de l'enseignant, le dispositif est perçu comme un outil utile pour l'aider à mesurer la difficulté de son cours et à se remettre en question. Certaines participantes précisent toutefois qu'il ne faudrait pas que l'adaptation du cours aille dans le sens d'un nivellement par le bas, c'est-à-dire

d'une baisse d'exigences qui consisterait à améliorer les prédictions de l'ensemble des apprenants participant au cours.

4.4. ÉTUDIANTS EN SCIENCES APPLIQUÉES

Une annonce parfois brutale

Pour les quatre participants, les Learning Analytics semblent d'emblée être utiles pour les étudiants qui sont déjà « sur la bonne voie ». Ils estiment effectivement que la prédiction positive qui leur serait adressée pourrait les rassurer, voire même les motiver vis-à-vis de leurs apprentissages. À l'inverse, ils pointent le côté brutal de l'annonce d'un échec probable. Pour eux, « c'est violent » d'apprendre par le biais d'un système informatique que « tu vas rater si tu continues comme ça ». Faire en sorte que la prédiction renvoie aux chances d'atteindre un grade potentiel est peut-être plus acceptable pour certains, ce qui laisse supposer que la forme donnée à cette prévision peut jouer un rôle sur la façon dont elle sera appréhendée et acceptée par l'utilisateur. Les étudiants expriment toutefois une préférence pour des feedbacks « humains et non programmés », qui pourraient tenir compte de la sensibilité de l'utilisateur et mieux l'informer sur les comportements attendus.

Pour les apprenants jugés « à risque », le manque d'interactions possible avec le système est considéré comme un problème. L'étudiant qui a visiblement un comportement inadéquat ne peut effectivement pas se retourner vers la machine pour obtenir des réponses à ses éventuelles interrogations. Le risque pointé par les participants est alors d'occasionner des réactions inopportunes, le dispositif pouvant selon eux entraîner un nivellement par le haut, mais aussi par le bas. Ces inquiétudes montrent l'importance de porter une vive attention à l'aspect prescriptif de la démarche, c'est-à-dire aux types de recommandations à prévoir et aux messages à véhiculer. Lors de la discussion, il est suggéré de renvoyer les étudiants en difficulté vers des personnes (par exemple, des conseillers pédagogiques) ou des services compétents. Les étudiants précisent toutefois qu'il serait bon de réaliser une année de collecte de données et d'analyse sans communiquer les résultats pour « rôder » le système et éviter que les premiers utilisateurs ne soient victimes d'effets indésirables.

Informer pour mieux s'organiser

Les participants accordent aussi du crédit à l'aspect descriptif du dispositif, dans la mesure où ils estiment qu'obtenir des informations générales sur leur cohorte pourrait les encourager à se (re)mettre au travail. Par exemple, savoir que « ¾ des étudiants ont déjà rendu leur projet » pourrait déclencher un élan de motivation incitant le quart restant à clôturer leur propre projet. Le dispositif

est donc envisagé comme particulièrement utile pour rappeler les échéances et proposer divers repères temporels aux apprenants en vue de leur permettre d'ajuster leur manière d'organiser leur travail.

Mesure incomplète de l'activité

Lors de la discussion, la validité des données sur lesquelles se base le dispositif présenté est largement remise en cause : pour les participants, la présence aux séances de cours n'est pas strictement liée à la réussite. En ce sens, ils expliquent que beaucoup d'étudiants réussissent sans assister aux cours, par exemple, parce qu'ils ont préféré travailler seuls à partir des supports mis à leur disposition (syllabus, livre de référence, slides…). Ils déclarent néanmoins que, du point de vue du professeur, cela peut s'avérer intéressant de savoir quel pourcentage d'étudiants a pu réussir son cours sans y participer physiquement.

Une remarque unanime porte sur le fait que les données exploitées, correspondant aux traces digitales laissées par les apprenants dans l'environnement d'apprentissage en ligne, ne mesurent pas les tâches réalisées à domicile ou à la bibliothèque, ce qui questionne la fiabilité des informations recueillies et communiquées aux utilisateurs. D'après les participants, peu importe que le travail soit réalisé en ligne ou ailleurs, dans un intervalle de temps plus ou moins long, il est nécessaire de se préoccuper de facteurs tels que l'investissement et le niveau de concentration de l'étudiant. Est-ce que l'utilisateur est resté une heure à la bibliothèque pour regarder un épisode *Netflix*, pour imprimer des feuilles ou pour travailler ses cours ?

Dans le même ordre d'idées, les étudiants expliquent aussi qu'ils sont amenés à réaliser des projets ou travaux de groupe, pour lesquels le système ne pourrait pas estimer le travail abattu, celui-ci ne possédant aucune donnée sur ce type de tâche. La solution envisagée serait de directement informer le système quant à son état d'avancement, mais cela lui ôterait son côté automatique. Auto-déclarer une série de données pour rendre l'analyse plus fiable a été envisagé lors de la discussion et jugé acceptable seulement si l'investissement généré reste raisonnable. Les étudiants déclarent qu'ils accepteraient sans doute de compléter un bref formulaire de temps en temps, mais qu'ils n'aimeraient pas être confrontés à des pop-up survenant à chaque connexion (« ça peut soûler »).

Au vu de la manière dont la prédiction serait calculée, les étudiants évoquent finalement de potentiels risques d'erreurs et la possibilité que certains étudiants mécontents du système ne se retournent contre lui (par le dépôt d'une plainte, par exemple).

Une adaptation nécessaire

Les participants sont d'avis qu'il est nécessaire de mesurer les activités d'apprentissage des étudiants en cohérence avec les études que ceux-ci poursuivent. Il leur semble effectivement difficile d'envisager un protocole de récolte et d'analyse commun à l'ensemble des sections, puisqu'elles ont toutes des spécificités qui conditionnent les attentes des professeurs et donc les comportements des apprenants.

Les différences entre les étudiants d'une même section ne doivent pas non plus être niées. L'existence de rythmes différents est mise en évidence : si certains investissent d'emblée dans une méthode de travail efficace, d'autres mettent parfois un peu plus de temps à se mettre au travail, ce qui n'implique pas forcément que les uns réussiront mieux leur année que les autres.

En outre, pour optimiser l'adaptation du dispositif aux difficultés individuelles de ses utilisateurs, un participant a soumis l'idée de pouvoir « débloquer des packages » visant à faire porter l'objet de la recommandation sur la préoccupation principale de l'étudiant (par exemple, une perte d'attention pendant la bloque).

Entrave à la vie privée

Lors de la discussion, le dispositif est caractérisé d'intrusif. Il est clair pour les participants que des étudiants pourraient ne pas apprécier d'être « traqués » sur certains aspects de leur vie. Ils soulignent d'ailleurs le fait que Facebook et Google habituent déjà les utilisateurs à une surveillance du moindre clic. Il a ainsi été suggéré de ne pas imposer le dispositif à l'ensemble des étudiants de l'institution car « certains n'ont peut-être pas envie qu'on sache s'ils étaient présents au cours ». La vigilance à avoir en termes de respect de la vie privée et d'utilisation de données à caractère personnel est ainsi soulignée. Rendre optionnelle l'utilisation du système semble être la solution la plus simple à mettre en place.

Un usage limité voire inapproprié

Durant la discussion, les Learning Analytics sont apparus comme une démarche davantage destinée aux apprenants qu'à leurs professeurs. Les participants sont néanmoins convaincus que tous les étudiants n'en feraient pas usage, même s'il était mis à leur disposition. Les habitudes connues de leurs pairs sont évoquées pour le justifier : d'après eux, peu d'étudiants vont quotidiennement consulter leurs mails ou leur espace *MyULiège*. On peut ainsi supposer qu'ils ne seront pas plus enclins à prendre connaissance des informations qui leur sont communiquées par un autre canal.

À leur décharge, les étudiants en Sciences appliquées sont déjà amenés à gérer beaucoup d'interfaces différentes (le portail *MyULiège* et *eCampus*, qui font doublon selon eux, mais aussi les sites internet de professeurs, la plateforme de soumission Montefiore, des forums logés sur Moodle…). Opter pour un système permettant de les centraliser serait intéressant selon les participants, mais ils doutent de la faisabilité de cette solution, notamment parce que les enseignants n'accepteraient probablement pas de regrouper leur site personnel au reste. Une autre solution envisagée dans le groupe en vue de favoriser le recours au dispositif est le développement d'une application mobile donnant directement accès au tableau de bord. Pour garantir son utilisabilité, celle-ci devrait néanmoins être suffisamment ergonomique. D'après les participants, aucune inégalité ne devrait naître entre les étudiants à ce niveau, étant donné que tous ont maintenant un smartphone ou un ordinateur avec accès à internet, la société et leurs études en Sciences appliquées les y contraignant.

Dans une moindre mesure, les participants se questionnent aussi sur la manière dont les enseignants utiliseraient un tel dispositif. Ils déclarent que certains rencontrant déjà des difficultés pour utiliser de manière optimale *eCampus* et qu'une formation serait dès lors à envisager pour veiller à la mise en place de pratiques appropriées. Recourir aux Learning Analytics semble aussi pouvoir aider les enseignants qui souhaitent améliorer leurs dispositifs pédagogiques. En effet, même s'il existe déjà *Evalens*, ils pensent que ce système d'évaluation recense généralement un faible taux de participation et arrive tard pour les professeurs qui voudraient réellement adapter leurs cours.

Des ombres au tableau

Les participants ont souligné l'importance de mener une réflexion visant à déterminer quelles sont les données à collecter puis à utiliser lors de l'analyse et celles à présenter aux utilisateurs (qu'il s'agisse des étudiants et/ou des enseignants) dans le tableau de bord, de manière à ne pas entraîner une forme quelconque de discrimination ou d'élitisme. D'après eux, certaines informations peuvent être prises en compte par le système pour l'analyse et l'identification de la situation de chaque apprenant, sans pour autant être explicitement communiquées. Ce qui a trait au social, notamment, reste de l'ordre du privé aux yeux des étudiants et ne devrait jamais être divulgué. Il leur semble également « malsain » de présenter des données qui permettent de comparer des individus spécifiques d'une même cohorte entre eux. Cela renvoie d'ailleurs au risque que le dispositif puisse fournir aux enseignants des arguments en défaveur de certains étudiants, qu'ils pourraient faire valoir en délibérations. Les participants seraient ainsi d'avis de ne donner accès aux professeurs qu'à des données globalisées et donc anonymisées (par exemple, des moyennes relatives aux présences et aux résultats à un cours).

5. DES ATOUTS, LIMITES, LEVIERS ET FREINS

5.1. LES ATOUTS

Les Learning Analytics portent en eux la promesse d'une nouvelle manière d'appréhender le champ des apprentissages dans son ensemble. L'analyse des données relatives aux activités des étudiants et à leurs caractéristiques personnelles ouvre de nombreuses perspectives dans le domaine de l'enseignement supérieur, qu'il s'agisse des activités de formation, de la recherche scientifique ou du pilotage de l'ensemble.

L'amélioration de l'expérience d'apprentissage

En effet, le suivi et l'accompagnement des étudiants peuvent désormais être envisagés de façon précise, ciblée et être soutenus par des outils créés à cette intention. Les étudiants qui présentent des difficultés peuvent désormais être identifiés très tôt dans leurs parcours. Il est dès lors possible de leur accorder une attention particulière dans le but de leur permettre de s'ajuster au mieux aux exigences de la formation qu'ils ont choisie. L'autorégulation des étudiants est également soutenue par l'apport rapide et continu d'informations personnalisées incluant notamment des recommandations. Ces informations étant basées sur l'analyse des activités d'apprentissage des étudiants, et pas uniquement sur des évaluations, elles permettent aux principaux intéressés d'opérer une régulation de leurs stratégies d'apprentissage en temps utiles, c'est-à-dire avant les examens et non après. Par ailleurs, le développement croissant des dispositifs d'enseignement à distance peut être renforcé par les informations produites grâce aux Learning Analytics. À titre d'exemple, il peut être utile pour un étudiant de pouvoir se comparer à une moyenne à l'aide d'un outil de visualisation tel qu'un *dashboard*, par exemple. Le rapport d'*Hanover Research* (2016, p. 11) soutient que « pour les sujets en ligne, où les étudiants ne peuvent pas interagir régulièrement avec leurs pairs ou avoir l'occasion de discuter du contenu ou des performances du cours, des rapports de pairs agrégés et anonymisés peuvent être particulièrement utiles ».

La réussite des étudiants peut donc être soutenue par les différents outils développés dans une démarche de Learning Analytics, notamment parce qu'ils permettent de veiller à la qualité de leur expérience d'apprentissage et plus particulièrement à l'amélioration de leur écologie d'apprentissage. Cette qualité s'exprime à travers l'amélioration des cours, des modalités d'enseignement et de leur adaptabilité aux besoins manifestés par les étudiants. Cette expérience d'apprentissage peut amener les étudiants à persévérer malgré de possibles difficultés, à rester confiant et à sentir qu'ils sont pris

en compte dans l'équation complexe que représente un dispositif d'enseignement-apprentissage. Ces éléments, s'ils font l'objet d'une attention suffisante, sont susceptibles d'enrayer les mécanismes qui conduisent parfois des étudiants à l'abandon. Ainsi, les Learning Analytics apportent aux enseignants une série d'informations qui leur permettent, si nécessaire, de faire évoluer leurs cours dans le sens d'une plus grande adaptabilité aux besoins des étudiants et des modalités spécifiques qui les stimulent. Les Learning Analytics ont un lien très fort avec l'architecture des activités. Ils s'appuient sur celle-ci pour produire des informations précises quant à sa mise en œuvre et permettent en même temps de la faire évoluer en soutenant la prise de décision des enseignants attentifs à la qualité de leurs dispositifs.

Au-delà de ces premières considérations, il nous semble intéressant de préciser quelque peu notre propos à l'aide de l'inventaire, réalisé récemment par Wong (2017), des atouts que comportent les Learning Analytics dans l'enseignement supérieur. Sur base de cet inventaire, nous pouvons donc considérer que les Learning Analytics permettent :

- d'améliorer la rétention des étudiants en détectant, par exemple, les comportements d'apprentissage indésirables ou les états émotionnels de ces derniers, afin d'identifier les profils à risque de manière plus précoce. Les facteurs conduisant au décrochage ou à la rétention des étudiants peuvent être identifiés et des modèles de prévision développés afin d'être en mesure de limiter ou d'encourager certaines tendances dans le comportement des étudiants. Le personnel académique peut, quant à lui, prendre rapidement des mesures de suivi et fournir une assistance appropriée aux étudiants qui en ont besoin, tels que des conseils, des suggestions de ressources d'apprentissage ou la constitution de plans d'apprentissage individuels. À travers ce type de démarches, la réussite des étudiants et leur rétention au sein du parcours de formation choisi peuvent être améliorés ;

- de soutenir des processus de prise de décision à l'aide d'informations précises et d'analyses générées à partir de (très) nombreuses données. Par exemple, la planification des cours et de l'allocation des ressources peut être réfléchie à partir d'informations sur le succès de ces cours en termes de participation, ainsi que sur la nature et la fréquence d'utilisation des supports proposés aux étudiants. Cet atout illustre le lien que nous avons mentionné précédemment entre Learning Analytics et *Learning Design* ;

- d'augmenter la rentabilité des supports d'apprentissage en ligne développés par une institution. En effet, les outils nécessaires aux démarches de Learning Analytics peuvent être intégrés à d'autres plateformes telles que le système de gestion de l'apprentissage,

l' « université virtuelle » ou le *Learning Management System* (LMS). Les informations sont alors centralisées et accessibles en un même endroit par les différents utilisateurs du système. Les enseignants ou les encadrants peuvent ensuite accéder à différents types d'informations en ligne afin, par exemple, de fournir une rétroaction et un soutien aux étudiants ;

- de comprendre les comportements d'apprentissage des étudiants à travers une lecture fine de ceux-ci. En analysant diverses sources de données (systèmes de gestion de l'apprentissage et réseaux sociaux, par exemple), il est possible de comprendre les relations existantes entre l'utilisation des ressources disponibles par les étudiants et leur performance scolaire. La mise en lien de ces comportements, des caractéristiques personnelles des étudiants et des résultats de l'apprentissage permet d'identifier différentes stratégies d'apprentissage et de les associer à divers profils d'étudiants. Ces informations aident les membres du personnel académique à évaluer l'efficacité des démarches pédagogiques et leur permet de faire évoluer la conception des dispositifs de formation. Par exemple, l'utilisation des Learning Analytics peut aider à décrypter les comportements des étudiants visionnant des vidéos dans le cadre d'un cours en soulignant les tendances de leurs préférences et de leurs comportements, révélant ainsi divers patterns d'apprentissage. Le programme d'études et le matériel d'apprentissage peuvent donc être mieux conçus pour répondre aux préférences et aux besoins des étudiants ;

- de fournir une assistance personnalisée aux étudiants en leur faisant prendre conscience de leur situation académique et en leur proposant d'autres données ou stratégies utiles afin qu'ils puissent véritablement gérer leur cursus. Ces informations peuvent rendre leur expérience d'apprentissage plus personnelle et engageante, mais aussi stimuler leur réflexion et leur évolution. Un exemple d'assistance consiste en l'activation d'alertes précoces, automatiquement générées ou sous le contrôle d'un enseignant, envoyées aux étudiants si leurs performances académiques sont inférieures à une certaine norme. Les étudiants peuvent également être encouragés à s'engager davantage dans des activités d'apprentissage personnalisées propices au succès de leurs études ;

- d'offrir une rétroaction rapide à l'équipe enseignante qui peut dès lors et intervenir auprès des étudiants. Les enseignants ou les encadrants peuvent obtenir des informations globales et régulièrement mises à jour sur la situation académique des étudiants. Ces informations permettent au personnel académique d'engager, le cas échant, des interventions individualisées auprès des étudiants qui semblent en éprouver le besoin. Les étudiants développent alors un sentiment d'appartenance à la communauté des apprenants grâce aux commentaires personnalisés qui leur sont donnés. Par exemple, l'analyse des interactions sur

les forums permet aux enseignants de comprendre le développement de la communauté d'apprenants, d'identifier les étudiants peu performants ou isolés du débat principal, puis d'intervenir en temps réel pendant la discussion. L'évolution en temps réel des informations qui concernent les apprenants permet donc au personnel académique de réagir rapidement, si cela s'avère nécessaire. Des interventions peuvent donc être envisagées dans des délais courts, permettant aux étudiants d'ajuster leurs comportements en vue d'atteindre les objectifs visés. La régulation des apprentissages ne nécessitant pas forcément d'intervention de la part d'un membre du personnel académique, l'accès direct pour les étudiants (via un *dashboard*, par exemple) aux informations produites par le système constitue un élément fondamental dans une démarche de Learning Analytics.

De nouvelles opportunités pour la recherche en pédagogie universitaire

Outre les avantages que l'on peut accorder aux Learning Analytics dans le domaine de la formation, il est important de souligner ceux qu'ils peuvent apporter à celui de la recherche en pédagogie universitaire.

Pour les chercheurs en Sciences de l'Éducation, les Learning Analytics représentent une opportunité sans précédent d'accéder à des données apportant une vue concrète, en prise directe, sur le fonctionnement des étudiants dans les écologies d'apprentissage qu'ils fréquentent. Ces données reflètent fidèlement les actions réalisées par les étudiants dans un contexte d'apprentissage donné. Ce type de données représente un matériau précieux pour la communauté scientifique. Cependant, l'accès à ce type d'informations ne signifie pas qu'il n'est plus nécessaire de réaliser des enquêtes ou des entretiens avec les étudiants pour mener des recherches sur la manière dont ils apprennent, mais que les chercheurs disposent à présent d'une base probante et fiable destinée à cerner avec précision les démarches d'apprentissage mises en œuvre par les étudiants. L'efficacité et la pertinence de ces démarches peuvent ensuite être questionnées en regard de la nature des tâches qui étaient proposées et des courants théoriques de l'apprentissage sur lesquels elles s'appuient.

L'amélioration du cockpit

Enfin, ne perdons pas de vue la plus-value que peuvent représenter les Academic Analytics (Learning Analytics appliqués à l'échelle institutionnelle ou plus largement) pour le pilotage d'un ensemble d'institutions ou d'un système d'enseignement. En effet, l'utilisation de données similaires, à plus grande échelle, peut mettre en évidence des tendances à soutenir ou à contrecarrer et, pourquoi pas, faciliter la prise de décisions de gouvernance.

5.2. LES LIMITES

Les Learning Analytics ont, selon la formule consacrée, les défauts de leurs qualités. En effet, si la démarche permet d'apporter un soutien important à ses bénéficiaires dans leurs activités, elle suscite des craintes, dont certaines apparaissent légitimes. Citons, par exemple, les libertés qu'elle peut menacer sans un cadrage adéquat. De nombreux auteurs (dont Nunn et al., 2016, cités par Wong, 2017 ; Bonnin & Boyer, 2015 ; Amice, 2016) s'accordent sur le fait que les questions d'éthique et de protection de la vie privée interviennent largement dans le déploiement des Learning Analytics. Plus particulièrement, selon Amice (2016, p. 4), « l'analyse de données soulève […] de plus en plus de questions, qu'il s'agisse de la propriété des données et de leur usage éthique, ou encore de leur sécurité et de leur confidentialité. »

Si les questions de propriété des données, de leur sécurisation ou de leur confidentialité sont aujourd'hui étroitement liées au RGPD (que nous avons abordé en amont de ce texte) et donc cadrées par les dispositions de ce règlement, celle de l'usage éthique de ces données est beaucoup plus complexe à traiter et demeure spécifique au contexte dans lequel elles sont utilisées.

La dimension éthique au centre des limites inhérentes aux Learning Analytics

Il n'est pas simple de définir des balises pour l'utilisation de données et, plus largement, pour le déploiement de Learning Analytics. À nos yeux, la vision que propose Willis (2014, cité par Sclater, 2017, p. 205) de l'usage éthique des Learning Analytics constitue un bon point de départ : « interventions should be targeted where they will benefit the most people and should be aimed at helping students to learn and develop themselves ». Le point de vue de Willis est donc d'agir de façon à ce que cela bénéficie au plus grand nombre de personnes, tout en aidant les étudiants à apprendre et à évoluer.

La question de savoir jusqu'où on peut aller pour atteindre les finalités identifiées est donc au cœur de la dimension éthique de toute démarche de Learning Analytics. Les propos de Chatellier (2017, p. 2) illustrent ces limites avec l'exemple d'un profilage excessif et ses conséquences : « la production et la réutilisation de ces données […] pourraient tout aussi bien être utilisées pour prédire des situations d'échec, détecter des élèves à risque […], enfermer les élèves dans des parcours scolaires "adaptés à leur profil", prédire les abandons dans les MOOC, voire même fournir des profils adaptés à des employeurs potentiels… Des finalités qui pour certaines, si elles ne sont pas encadrées, pourraient aboutir à des formes de discrimination ».

Les données utilisées font l'objet de nombreuses craintes et celles-ci sont susceptibles de limiter fortement la portée des Learning Analytics. Si les Learning Analytics sont capables de traiter une grande quantité de données à des fins de description, de prédiction et de prescription, la question de la nature de ces données, de leur quantité, de leur accessibilité, de leur pertinence et de la fidélité avec laquelle elles reflètent l'activité réelle de l'étudiant apporte son lot de questions. Par exemple, les Learning Analytics sont notamment opérationnels dans des environnements d'apprentissage en ligne. Or, même si ce type d'environnement a tendance à se développer au sein des institutions d'enseignement supérieur, il est évident qu'ils ne sont pas encore généralisés et qu'une partie considérable des apprentissages des étudiants sont réalisés « en dessous des radars » des Learning Analytics, plaçant donc les stratégies d'apprentissage sous-jacentes hors de portée de ces derniers.

Par ailleurs, à partir du moment où les Learning Analytics fournissent des informations de types prédictif et prescriptif, la question de la fiabilité de ces informations se pose. Il est évidemment crucial que ces informations soient générées à partir d'un processus d'analyse scientifiquement validé. Faute de quoi, des prédictions invalides pourraient être faites à des étudiants, au risque de les induire en erreur et de les mener à une issue regrettable, pour l'étudiant avant tout, mais également pour l'institution qui s'exposerait certainement à des conséquences indésirables telles que des recours contre des décisions de jurys.

La crainte d'une perte d'autonomie dans le chef de l'étudiant est également très forte dans la littérature (Sclater, 2017). Comme le signalent Pistilli et Willis (2014, cités par Sclater, 2017), il est important que les étudiants n'aient pas l'impression que tout est automatisé et contrôlé par un système mécanique et qu'ils continuent à se sentir en mesure de décider par eux-mêmes des conseils dont ils veulent ou non tenir compte. La communication des informations produites par un système de recommandations doit ainsi être soignée, de façon à ce que ces informations soient entendues comme des conseils et non comme des injonctions. Elles doivent remplir une fonction d'étayage et non de substitution au jugement de l'étudiant, à son libre arbitre.

Les informations distillées dans un tableau de bord posent aussi question quant à leur impact. Comme le souligne Swenson (2014, cité par Sclater, 2017), un étudiant identifié comme étant « à risque » pourra peut-être trouver, dans le « diagnostic » posé, une source de motivation et s'autoréguler. Cependant, un étudiant identifié de la même manière par le système, mais ne disposant pas des ressources nécessaires, connaitra peut-être une irrémédiable démotivation. Cette technologie se doit donc d'être utilisée avec un maximum de prudence et de bienveillance.

Dans le même registre, la possible perte d'une médiation humaine dans le rapport entre un étudiant et ses apprentissages est également une source de préoccupation. La crainte d'une perte de contact et donc du sentiment d'être réellement entendu et compris par un représentant de l'institution est souvent exprimée dans un environnement de plus en plus numérisé. Ainsi, des auteurs tels qu'Arnoux estiment que le dialogue avec une personne demeure important pour les étudiants. Cet auteur (Arnoux, 2018, p. 3) explique qu'avec l'essor des outils associés aux Learning Analytics, « l'interface humaine devient stratégique et change de mission. Les connaissances sont dans les machines mais l'essentiel, le savoir-être, ne s'apprend qu'avec des humains ».

Sclater (2017) pointe aussi le risque que génère le monitoring constant des données relatives à l'activité des étudiants. Il suggère que cette forme de surveillance peut générer un stress chez ces derniers et peut se révéler une source d'inhibition de comportements (l'autonomie, par exemple) pouvant pourtant être favorables aux apprentissages.

Une autre limitation que l'on peut imputer aux Learning Analytics concerne la catégorisation des étudiants et les possibles étiquettes que les enseignants risquent de leur attribuer, avec tous les biais que cela engendre, notamment dans le cadre d'évaluations. Les informations auxquelles les enseignants peuvent accéder doivent donc elles aussi faire l'objet d'une réflexion importante.

Tant pour les enseignants que les chercheurs, il est également important que les Learning Analytics ne deviennent pas la seule manière d'appréhender l'évolution des étudiants. Si la démarche permet de savoir ce qu'ils font, mais aussi comment et éventuellement avec qui ils le font lors de leurs activités d'apprentissage, elle ne permet pas pour autant de savoir pourquoi ils agissent de la sorte. Ce qui peut être considéré comme pertinent par le système sur base de données et d'algorithmes peut se révéler tout à fait inadapté à la réalité d'un étudiant. L'inverse est vrai également. En cela, il est important que l'étudiant ne soit pas déshumanisé et réduit à des données dans un tableau de bord.

Comme nous pouvons le constater, la dimension éthique est complexe car elle pose de nombreuses questions. Elle est fortement liée à l'idéologie qui forge les points de vue de ses partisans et de ses opposants. Ainsi, si les Learning Analytics peuvent susciter des craintes légitimes chez les acteurs de l'enseignement supérieur sur le plan éthique, des auteurs tels que Slade et Prinsloo (2013) interpellent en suggérant qu'un manque d'éthique de la part d'une institution serait peut-être de faire le choix de ne pas recourir aux Learning Analytics pour améliorer la qualité des enseignements, avec tout ce que cela englobe en termes d'application. Dès lors que les environnements numériques fournissent de plus en plus de données au sujet des étudiants, le choix le plus grave d'un point de vue éthique ne serait-t-il pas de ne rien en faire ? Chaque institution susceptible de développer des Learning Analytics devrait

se poser cette question en s'interrogeant sur l'intérêt du plus grand nombre, comme le suggérait Willis (2014, cité par Sclater, 2017). Bien évidemment, on peut inverser l'argument et privilégier, plutôt, la défense de l'intérêt des plus faibles.

Enfin, nous estimons important de souligner que, si cette démarche permet d'obtenir des informations utiles pour comprendre le fonctionnement des étudiants, elle ne constitue jamais la garantie d'un processus de régulation chez ces derniers. Les Learning Analytics ne doivent donc pas être perçus comme une solution « miracle », permettant de dépasser toutes les difficultés inhérentes à l'enseignement supérieur. Ouvrir une porte à quelqu'un ne signifie pas qu'il va en franchir le seuil. Rien ne permet donc de garantir l'engagement de l'étudiant dans un processus adaptatif suite à la prise de conscience de ses possibles difficultés. Sans doute, dès lors est-il aussi important d'accompagner l'étudiant dans l'usage qu'il fera des données.

La nécessité de compétences (très) diverses réparties entre les gestionnaires d'une démarche de Learning Analytics

La composante technique étant prégnante dans le champ des Learning Analytics, ce sont essentiellement des « Data Scientists » qui ont contribué à l'émergence de ce champ d'application dans l'enseignement. Il s'agit de spécialistes du traitement de données, voir du traitement automatisé d'informations travaillant à partir d'algorithmes, d'outils d'intelligence artificielle et/ou de « Machine Learning » qui ont vu les potentialités du *Data Mining* en éducation.

Cependant, ce type de compétences, résolument « techniques », ne suffisent pas pour développer les Learning Analytics de façon réellement satisfaisante et probante pour soutenir la qualité des apprentissages des étudiants. Depuis l'émergence de la discipline, certains spécialistes (Macfadyen & Dawson, 2010 ; Gašević et al., 2015 ; Wyse & Cui, 2018) pointent un manque d'éclairage de la part des « Learning Scientists », c'est-à-dire des chercheurs en Sciences de l'Éducation. De façon quelque peu surprenante pour une discipline intégrée à ce point dans le domaine de l'éducation, les références pédagogiques demeurent très peu mobilisées par les experts des Learning Analytics, principalement techno-centrés. Cela est d'autant plus interpellant qu'un des défis de taille dans le développement d'une démarche de Learning Analytics est l'identification des données pertinentes – c'est-à-dire en lien avec l'apprentissage – parmi toutes celles qui sont récoltées dans les environnements d'apprentissage numériques. En effet, les besoins en termes de données sont dépendants des finalités visées et, donc, dépendante du contexte. Quand bien même ces besoins seraient similaires, l'architecture des cours dans lesquels les données doivent être récoltées peut être variable, nécessitant une approche très

contextualisée. Les démarches de Learning Analytics sont donc complexes à implémenter et requièrent certainement un dialogue collaboratif important entre les différentes disciplines concernées.

En outre, si les expertises informatiques et pédagogiques occupent une position centrale dans le champ des Learning Analytics, elles n'y sont pas exclusives pour autant. Nous estimons, de façon non exhaustive, pouvoir raisonnablement y adjoindre d'autres spécialités telles que les statistiques, l'ergonomie, le droit et l'éthique, par exemple.

L'ensemble de ces compétences est nécessaire à un déploiement de Learning Analytics réellement adapté au contexte spécifique d'une institution et donc véritablement efficace. Ajoutons la nécessaire visée juridique. En effet, un système automatisé, facile à utiliser pour le bénéficiaire, produisant des informations utiles pour améliorer l'apprentissage pourrait très bien ne pas être conforme à des dispositions légales, dans son développement ou son exploitation. La pluridisciplinarité est bien un élément-clé pour toute mise en œuvre de Learning Analytics et la composition d'un groupe de travail ou d'un comité de pilotage caractérisé par cette diversité est essentielle pour la réussite du projet au niveau institutionnel.

La délivrance de feedbacks dans le cadre de Learning Analytics n'est pas sans risques

À la lecture des atouts des Learning Analytics, nous pouvons estimer que la régulation, par les étudiants, de leurs stratégies d'apprentissage pourrait être facilitée par les informations auxquelles ils peuvent accéder. Si les Learning Analytics apparaissent comme une solution au déficit d'apprentissage dans l'enseignement supérieur, ils ne sont cependant pas exempts de risques et de dérives potentiels, surtout dans le cas où ils se communiquent de façon automatisée aux étudiants, sans qu'il y ait une intervention humaine.

Le discours selon lequel le feedback est un levier essentiel de l'apprentissage est bien installé dans la littérature pédagogique. Les conclusions d'un certain nombre d'études nous alertent toutefois sur le respect nécessaire de certaines conditions d'administration de ces feedbacks, conditions sans lesquelles leur effet n'est pas assuré. Ainsi, comme nous l'avons souligné précédemment dans ce rapport, plusieurs chercheurs rappellent, de façon récurrente, la nécessité de bâtir des ponts entre les Learning Analytics et les Sciences de l'Éducation pour une exploitation pertinente des données appréhendées (Macfadyen & Dawson, 2010 ; Gašević et al., 2015 ; Wise & Cui, 2018).

Dragan Gašević, spécialiste mondialement reconnu des Learning Analytics et ancien président de l'association *SoLAR*, a donné un exemple parlant de ce besoin lors de la récente conférence EARLI SIG 1 (29-31 août 2018) : d'après lui, certains tableaux de bord développés dans des démarches de Learning

Analytics risquent de causer plus de tort que de bien et ce, en raison de la diversification de fonctionnalités qui y sont intégrées par les développeurs sans réelle réflexion vis-à-vis de leurs effets, potentiellement négatifs, sur les étudiants. Plus largement, il nous semble important de garder à l'esprit des travaux tels que la méta-analyse de Kluger et Denisi (1996) sur les pratiques de feedbacks et leurs conséquences. Ceux-ci ont établi que les feedbacks avaient un effet négatif dans 32 % des cas répertoriés. En effet, le feedback n'est pas toujours porteur, à lui seul, d'un potentiel de régulation positive.

Aujourd'hui, malgré cette mise en garde, les Learning Analytics sont déjà utilisés de façon à produire des feedbacks rapides et automatisés ayant comme cible directe l'étudiant ou son « tuteur » (Sclater, 2017). Or, très peu de travaux ont traité de l'ajustement du feedback aux caractéristiques personnelles (gestion émotionnelle, estime de soi, sentiment d'efficacité personnelle, buts d'apprentissage, antécédents scolaires…) ou au contexte des étudiants (Pardo et al., 2017). De plus, à notre connaissance, aucune recherche ne s'est encore penchée sur les aspects affectifs liés aux feedbacks produits dans un tel contexte, caractérisé par des interactions humaines potentiellement limitées voire inexistantes.

À partir du moment où [1] certaines institutions d'enseignement supérieur investissent massivement dans les Learning Analytics pour lutter contre l'échec scolaire, où [2] les Learning Analytics favorisent des feedbacks continus, directs et personnalisés, proposés à l'étudiant sans médiation humaine, où [3] ce feedback prend une multitude de formes, où [4] il gagne en fréquence de production et où [5] il devient prescriptif, voire injonctif, alors il nous semble nécessaire, pour la validation de la démarche de Learning Analytics, de mesurer les conséquences de ce type de feedbacks sur leurs récepteurs, c'est-à-dire les étudiants.

5.3. LES LEVIERS ET LES FREINS

Des objets en constante évolution

Il est complexe d'identifier de façon claire, et surtout définitive, les éléments qui représentent des facilitateurs ou des obstacles dans le champ des Learning Analytics. Au gré du déploiement de cette démarche au sein d'une institution, les obstacles peuvent devenir des leviers, les limites des atouts, et inversement. Les Learning Analytics sont polymorphes, dans le sens où ils varient selon les contextes et en fonction de ce que l'on choisit d'en faire. Ainsi, la valence positive ou négative entre les éléments inhérents aux Learning Analytics doit être déterminée en résonnance avec la dynamique dans laquelle ils ont été développés. Par exemple, prendre le temps de la réflexion éthique peut être vu comme un

frein des aspects techniques des Learning Analytics, mais cette réflexion peut tout autant permettre de dégager des pistes de solution face aux multiples problèmes que soulèvent les Learning Analytics à ce niveau. Les obstacles d'aujourd'hui peuvent dès lors devenir les leviers de demain. Des modalités de mise en œuvre de Learning Analytics, balisées de façon à ne pas porter atteinte à l'intégrité psychologique des étudiants ou des enseignants, peuvent très bien servir de modèle d'implémentation et faire ainsi figure de référence, et donc de levier, dans un contexte différent.

Cela étant, dans le cadre de ce rapport, nous avons estimé pertinent de passer en revue les facilitateurs et obstacles relatifs aux Learning Analytics tels qu'ils ont été identifiés indépendamment de toute expérience d'implémentation au sein d'une institution. Nous ne tenons donc pas compte, ici, de la possible évolution que peuvent connaitre ces éléments au fur et à mesure d'un processus de développement institutionnel.

Les facilitateurs associés à l'implémentation de Learning Analytics

Pour présenter les facilitateurs de l'implémentation de Learning Analytics à large échelle, nous nous appuierons tout d'abord sur les éléments du MOOC réalisé sur les Learning Analytics par les membres du projet SHEILA (Gašević et al., 2018) . Dans ce MOOC, Pedro J. Munoz-Merino, professeur à l'Université Carlos III de Madrid, rappelle l'importance, pour une institution novice, de tirer des leçons des expériences d'autres institutions qui sont déjà passées par les phases qu'elle s'apprête à expérimenter dans le cadre d'un processus d'implémentation.

Il attire également l'attention sur la nécessité de définir une stratégie d'implémentation globale pour l'institution, d'identifier des leaders au sein de celle-ci et les principales parties prenantes afin de mettre sur pied un groupe de travail capable de porter un projet de cette ampleur. Le leadership, comme nous l'avons précisé dans la section relative à l'implémentation, est essentiel pour le déploiement des Learning Analytics. Les moyens que ce type de projet requiert sont trop importants que pour se reposer exclusivement sur la bonne volonté et la curiosité de quelques chercheurs et enseignants non explicitement mandatés par leur institution.

Il estime aussi capital de définir des finalités claires (ou *drivers*), pertinentes pour l'institution et partagées par ses membres. Par ailleurs, une vision progressive et itérative de l'implémentation doit être appliquée pour réduire le risque que le projet se solde par un échec. Il souligne ainsi qu'il est préférable de commencer par des analyses à petite échelle, dans des contextes limités, avant d'étendre la démarche à une partie plus importante de l'institution.

Enfin, la communication avec la communauté de l'institution et l'implication d'un maximum d'intervenants sont importantes pour emporter l'adhésion des parties prenantes et bénéficier ensuite de leur soutien dans les différentes phases du déploiement de la démarche.

Munoz-Merino présente une synthèse des principaux éléments facilitateurs de l'implémentation institutionnelle de Learning Analytics tels qu'ils ont été recensés dans le projet SHEILA (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.1) :

1. Apprendre de la recherche et des expériences d'autres institutions ;
2. Identifier un leader stratégique ;
3. Identifier précisément les problèmes que les Learning Analytics sont susceptibles de solutionner ;
4. Évoluer progressivement de petits projets vers une extension à plus large échelle ;
5. Garder à l'esprit que la volonté d'apporter des changements en termes d'enseignement et d'apprentissage est la clé du succès des Learning Analytics.

Par ailleurs, le développement d'une démarche de Learning Analytics passe aussi par la capacité d'une institution à dépasser certaines difficultés fréquemment rencontrées dans les expériences d'implémentation à large échelle. À partir des constats réalisés par les membres du projet SHEILA (Gašević et al., 2018) et de l'analyse réalisée par Ferguson et al. (2014), nous allons recenser les difficultés majeures qui, si elles ne sont pas dépassées, risquent de limiter les possibilités d'implémentation de Learning Analytics à large échelle.

Les obstacles potentiels à l'implémentation de Learning Analytics

Les obstacles relatifs à l'implémentation de Learning Analytics ont fait l'objet d'une vaste littérature. Nous allons nous appuyer sur quelques auteurs-clés dans le champ des Learning Analytics pour présenter une vision globale des défis que génère une telle démarche.

Ferguson et al. (2014) estiment à quatre le nombre d'obstacles majeurs qu'une institution désireuse de développer des Learning Analytics à large échelle peut rencontrer. Ces difficultés portent sur la guidance, la collaboration entre acteurs de l'institution, la profondeur ou l'étendue de la réflexion et la communication au sein de la communauté institutionnelle. Nous allons à présent préciser quelque peu chacune de ces difficultés.

Une première difficulté est liée à la guidance et plus particulièrement au manque d'exemples d'implémentation réussie à l'échelle d'une institution. En effet, une université ou une haute école désireuse de développer des Learning Analytics ne dispose que de rares exemples pour orienter sa

réflexion et ses choix stratégiques. Or, bien que les Learning Analytics doivent impérativement s'intégrer dans le paysage spécifique de l'institution qui les développe, le manque d'exemples sur lesquels s'appuyer pour guider cette démarche peut constituer une limitation importante.

Une deuxième difficulté est de créer une synergie durable entre les chercheurs, les enseignants et les décideurs d'une institution. Il est crucial que les objectifs et les moyens de les atteindre fassent sens de la même manière chez ces différents protagonistes pour qu'ils puissent travailler ensemble à l'implémentation de Learning Analytics. Cela doit se manifester par une communication claire et régulière, par un niveau d'engagement suffisant et par une compréhension partagée des finalités poursuivies chez les acteurs du projet.

Une troisième difficulté réside dans une tendance à porter une attention trop ciblée sur les aspects techniques du développement de Learning Analytics. En 2012, Macfadyen et Dawson ont étudié les raisons pour lesquelles l'implémentation de Learning Analytics n'a pas été fructueuse dans une institution canadienne dont le projet reposait sur l'exploitation des données relatives à l'usage du *Learning Management System* (LMS) de cette même institution par les étudiants. L'une de ces raisons était un manque de vision prospective et, notamment, par rapport à l'utilisation des résultats produits par les Learning Analytics. Selon les auteurs (Macfadyen & Dawson, 2012), il eut été nécessaire, dans une vision stratégique d'implémentation, de prendre en considération la culture de l'institution, son histoire, ses modes de fonctionnement afin d'établir des finalités claires en termes d'amélioration de la formation. Pour ce faire, il est indispensable d'élargir le champ de la réflexion et, probablement, de mobiliser des acteurs ayant des expertises et des regards divers. Un constat fréquent en enseignement supérieur est celui de l'existence de données en quantité non négligeable mais, par ailleurs, une exploitation limitée voire inexistante de ces données due à un manque de réflexion sur les informations qu'il pourrait être intéressant d'en extraire. Il est donc indispensable d'accorder suffisamment de place à la réflexion sur l'utilisation des données disponibles et sur la manière d'en disposer en regard des finalités poursuivies.

Un dernier frein identifié par Ferguson et ses collaborateurs (2014) est la communication limitée des résultats ou des découvertes issues des Learning Analytics au sein d'une institution et, par voie de conséquence, la difficulté de convaincre un maximum de membres de cette institution de la plus-value des Learning Analytics. En effet, de bons résultats, mal communiqués, n'ont guère de chance d'amorcer un possible engouement pour la démarche et, par là même, de faire tomber certaines résistances dans l'institution voire au-delà.

D'après Sclater (2017), une série de risques sont présents lors du déploiement de Learning Analytics. Dans son ouvrage, il établit la liste des principales conditions défavorables à l'implémentation de la démarche :

- Un temps limité, du côté des parties prenantes, à consacrer au développement du projet ;
- Des compétences insuffisantes pour mener à bien la démarche ;
- Des données pertinentes difficiles d'accès ou indisponibles ;
- Une entrée en concurrence, voire en contradiction, avec d'autres priorités stratégiques de l'institution ;
- Une lenteur de développement due aux modes de gouvernance institutionnelle ;
- Un manque d'anticipation des nouveaux rôles à attribuer au sein de l'institution pour le bon déroulement de la démarche.

Dans le cadre du MOOC réalisé par les membres du projet SHEILA (Gašević et al., 2018) sur les Learning Analytics, Munoz-Merino, après avoir évoqué les éléments facilitateurs, a aussi dressé la liste des principaux défis ou potentielles difficultés fréquemment associés à l'implémentation de Learning Analytics à large échelle. Nous considérons que le regard porté par les membres du projet SHEILA, à travers les propos de Munoz-Merino, vient enrichir l'analyse de Ferguson et ses collègues (2014).

Munoz-Merino (Gašević et al., 2018) pointe notamment l'existence de structures rigides au sein d'une institution universitaire et la difficulté de faire bouger les lignes à ce niveau. Il explique, par exemple, que ces structures peuvent constituer des entraves à une bonne collaboration dans un groupe de travail créé dans le but de développer des Learning Analytics. Il souligne également les problèmes relatifs au respect de la vie privée et à la sécurisation des données. En effet, ces questions, si elles ne sont pas réglées, peuvent passablement contrarier le bon déroulement d'un projet d'implémentation de Learning Analytics. Un autre obstacle relatif aux données est celui de l'interopérabilité. Les données exploitées dans les démarches de Learning Analytics sont fréquemment issues de sources diverses et ne se présentent pas souvent dans le même format, ce qui n'est pas sans poser de problèmes lorsqu'il s'agit de traiter conjointement ces différentes données. Au-delà de la provenance des données, les méthodes de traitement et techniques statistiques qui leur sont appliquées peuvent différer d'un contexte à l'autre. La question de la généralisation est donc, elle aussi, délicate et peut réduire significativement l'enthousiasme des porteurs d'un projet de Learning Analytics.

Les données, si elles existent en très grand nombre et portent sur une très large gamme d'informations, n'ont pas pour autant le pouvoir d'apporter des réponses à toutes les questions que l'on peut se poser sur le fonctionnement d'un étudiant ou d'un groupe d'étudiants. Il arrive donc que

les données ne soient pas disponibles et que, dès lors, il soit difficile de répondre à cette question ou d'atteindre l'objectif visé.

Par ailleurs, il estime important d'être le plus attentif possible aux attentes et aux besoins des différentes parties prenantes de façon à ce qu'elles puissent adhérer pleinement à la démarche.

Enfin, Munoz-Merino (Gašević et al., 2018) précise que l'accessibilité aux outils associés aux Learning Analytics, notamment aux tableaux de bord, doit aussi faire l'objet d'une importante réflexion afin que l'utilisation de ceux-ci soit compréhensible et à la portée de l'ensemble des utilisateurs potentiels. L'usage accru d'outils numériques comporte effectivement des risques, car les étudiants, malgré leur appartenance à la génération des « Digital Natives » (Prensky, 2014), sont très inégaux dans l'utilisation qu'ils font de ces outils (Roland, 2017). Certains passent donc complètement à côté des attentes définies par les professeurs lorsqu'ils conçoivent des dispositifs intégrant des outils numériques et le risque d'une « fracture » supplémentaire entre différents profils d'étudiants est ainsi bien réel.

De même que pour les leviers relatifs à l'implémentation de Learning Analytics, Munoz-Merino (Gašević et al., 2018, MOOC-Sem.1) a établi une synthèse des principaux obstacles relatifs à l'implémentation de Learning Analytics :

1. Il existe une importante résistance au changement dans les institutions universitaires ;
2. Le respect de la vie privée et la sécurité des données sont des enjeux importants ;
3. Il est nécessaire d'emporter l'adhésion d'un maximum de personnes concernées vis-à-vis de la démarche ;
4. L'interopérabilité des données provenant de différentes sources est un problème complexe, que l'on peut espérer surmonter en adoptant des solutions choisies par d'autres institutions ;
5. Les données disponibles ne permettront peut-être pas de répondre à toutes les questions relatives aux objectifs visés ;
6. Il est important que les outils relatifs aux Learning Analytics soient faciles à utiliser.

En 2015, Ebner et Khalil ont également identifié une série de contraintes relatives au déploiement de Learning Analytics (Figure 21, p. 106).

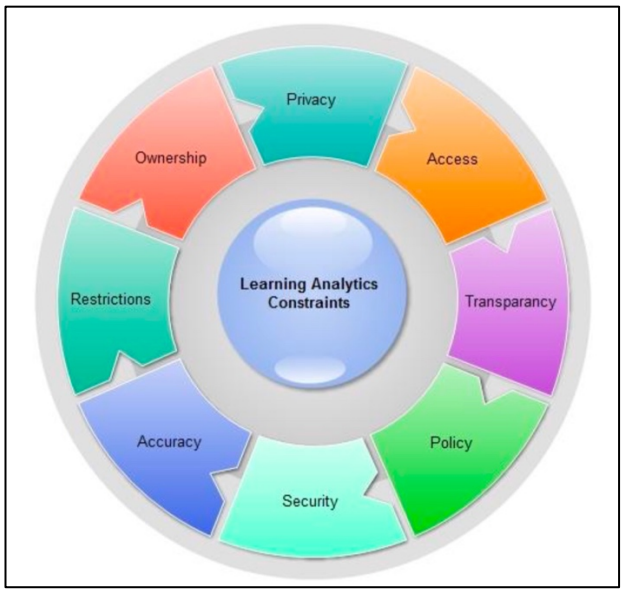


Figure 21. Learning Analytics Constraints (Ebner & Khalil, 2015)

Ces contraintes sont intimement liées aux données, l'élément-clé de toute démarche de Learning Analytics, et concernent pas moins de huit dimensions qui doivent être envisagées avec une attention toute particulière lors de l'implémentation au sein d'une institution :

- *Privacy* : cette dimension renvoie au respect de la vie privée et des droits des personnes concernées par l'utilisation de leurs données.

- *Access* : cette dimension porte sur l'accès aux données et plus précisément sur l'identification des personnes qui ont accès aux données des étudiants et à quelles fins ces accès sont permis.

- *Transparency* : cette dimension renvoie à la nécessaire transparence des opérations visées par les démarches de Learning Analytics afin de remporter l'adhésion des bénéficiaires et, le cas échéant, l'autorisation d'utiliser leurs données. Cette transparence ne s'improvise pas et est une manière non négligeable pour les bénéficiaires d'être informés sur les opérations qui sont menées à partir des données récoltées.

- *Policy* : cette dimension porte sur la nécessité, pour les institutions, d'adapter de façon précise, et en fonction des contraintes légales, leurs politiques et leurs règles de fonctionnement en matière d'exploitation des données des étudiants.

- *Security* : cette dimension porte sur la nécessité d'accorder une vigilance particulière à la sécurisation des données et des traitements qui leur sont appliqués, qu'il s'agisse de mesures techniques ou organisationnelles.

- *Accuracy* : cette dimension pose la question de la validité et de la qualité des informations produites à travers les démarches de Learning Analytics. Il est nécessaire de veiller à la qualité des informations afin de ne pas induire de comportements indésirables chez les membres d'une institution, notamment les étudiants.

- *Restrictions* : cette dimension concerne les restrictions quant à l'utilisation des données, les finalités auxquelles elles peuvent contribuer, l'identification des données strictement nécessaires à la démarche ou encore la durée de conservation de ces données, par exemple.

- *Ownership* : cette dimension concerne la propriété des données et les limites de l'utilisation qui en est possible.

Enfin, une dernière modélisation permet d'appréhender de façon globale les difficultés inhérentes à tout développement de Learning Analytics (Figure 22) : il s'agit du modèle des « Critical Dimensions of Learning Analytics » élaboré par Greller et Drachsler (2012).

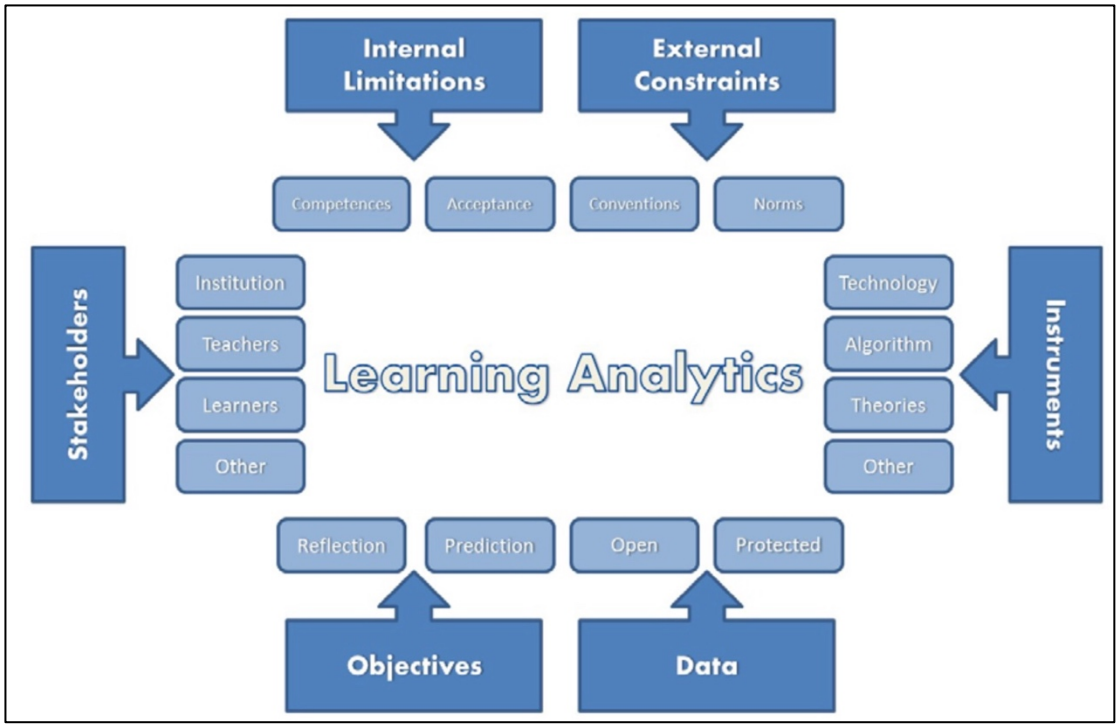


Figure 22. Critical Dimensions of Learning Analytics (Greller & Drachsler, 2012)

Ces difficultés renvoient à six dimensions également reprises par d'autres études citées précédemment (Ferguson et al., 2014) et portant sur les obstacles, les « challenges » inhérents au déploiement de Learning Analytics. Il s'agit :

- des limitations internes à une institution (ex : l'adhésion à la démarche et les compétences des membres du personnel) ;
- des limitations externes à une institution (ex : le cadre légal portant sur l'utilisation de données à caractère personnel) ;
- des instruments nécessaires à la mise en œuvre des Learning Analytics, qu'il s'agisse d'outils, de techniques, de références théoriques (ex : algorithmes, références théoriques) ;
- des données et leur disponibilité, leur accessibilité (ex : disponibles ou non dans une base de données institutionnelle) ;
- des finalités poursuivies et de leur portée, qu'il s'agisse de soutenir une réflexion ou de réaliser des prédictions (ex : réflexion sur la nature des informations à transmettre aux étudiants) ;
- des utilisateurs ou bénéficiaires et de la prise en compte de leurs spécificités en termes de besoins et d'aptitudes à utiliser les informations produites par les Learning Analytics, ainsi que les supports nécessaires à leur communication (ex : réflexion sur les fonctionnalités à intégrer aux outils de visualisation des étudiants et des enseignants).

Un tableau synthétisant les freins identifiés par Ferguson et al. (2014), les membres du projet SHEILA (Gašević et al., 2018), Greller et Drachsler (2012) et Ebner et Khalil (2015), est présenté à l'Annexe 2 (p. 133). Il recense l'ensemble des difficultés pointées par les quatre équipes de chercheurs quant à l'implémentation de Learning Analytics à large échelle.

Garder le cap

Pour clôturer cette section du rapport consacrée à une analyse des atouts, limites, leviers et obstacles au déploiement de Learning Analytics à large échelle, il nous apparait pertinent de rappeler une idée maitresse qui est que les Learning Analytics sont bel et bien ce que l'on décide d'en faire. Ils obéissent à la volonté des personnes qui les conçoivent, les développent, les utilisent ainsi qu'à celle des personnes qui pilotent un tel projet au sein d'une institution. Pour garder le cap, et réduire la possibilité que les Learning Analytics donnent lieu à de potentielles dérives, de nombreuses « balises » existent telles que les *policies* ou règles que des cadres de référence (comme ceux que nous avons présentés dans la section consacrée à l'implémentation de Learning Analytics) aident à définir.

D'un point de vue pragmatique, nous avons trouvé la citation de Sharples (2015) tout à fait à propos et aisée à garder en mémoire lors de tout projet de déploiement de Learning Analytics : « There in no

point collecting data unless you can act on it. » Cela illustre la nécessaire définition de finalités à la fois réalistes, objectivables et vertueuses vers lesquelles doit tendre une institution en recherche d'un « mieux faire » qui opterait pour la piste des Learning Analytics.

5.4. ZOOM SUR LE RÈGLEMENT GÉNÉRAL POUR LA PROTECTION DES DONNÉES À CARACTÈRE PERSONNEL (RGPD)

Éthique et respect de la vie privée : poids de la dimension et balises du RGPD

Parmi les difficultés exposées précédemment, il en est une qui revêt un caractère particulièrement sensible dans le domaine des Learning Analytics : il s'agit de la dimension juridique, incluant le respect de la vie privée ainsi que la sécurité des données à caractère personnel, intégrées aux traitements réalisés dans le cadre d'une démarche de Learning Analytics. La question juridique, généralement combinée avec les questions relatives à l'éthique, font l'objet d'un pan entier de la littérature consacré aux Learning Analytics. Elles sont effectivement traitées de façon récurrente au sein de la communauté scientifique internationale. Dans le contexte qui nous occupe, à savoir le territoire de l'Union Européenne, les chercheurs du projet SHEILA (Tsai et al., 2018) ont fait le point sur cette dimension particulière et incontournable de l'implémentation de Learning Analytics et l'ont intégrée au MOOC (Gašević et al., 2018) qu'ils ont conçu.

Hendrik Drachsler, professeur au *German Leibniz Institute of Education* et à l'Université de Francfort, est bien au fait de cette question et est le co-auteur de plusieurs articles sur la question ainsi que d'un modèle célèbre (« The DELICATE checklist » ; Figure 23, p. 114) relatif à la problématique de la vie privée dans le contexte des Learning Analytics.

Dans le cadre du MOOC SHEILA (Gašević et al., 2018), il explique que la communauté des chercheurs dans le domaine des Learning Analytics doit avoir une approche proactive quant aux doutes et aux enjeux qui concernent l'éthique et le respect de la vie privée au sein des environnements dans lesquels la démarche est appliquée. Il met en garde sur le fait qu'ignorer les craintes et la perception que les personnes concernées peuvent avoir vis-à-vis des Learning Analytics peut conduire à un manque d'adhésion et à des résistances potentiellement dirigées vers l'ensemble de la démarche. Il recommande donc de travailler avec l'ensemble des parties prenantes pour diminuer le risque de voir ces résistances apparaitre.

Par ailleurs, il explique aussi que les chercheurs qui travaillent dans le champ des Learning Analytics font face à une situation dans laquelle, d'un côté, tout le monde s'accorde à dire qu'il est nécessaire

d'utiliser les données produites au sein des institutions universitaires pour améliorer les formations, et de l'autre côté, il faut pouvoir composer avec les dimensions éthiques et légales dans les modalités de mise en œuvre de la démarche. Les nouvelles dispositions légales, aujourd'hui d'application dans l'Union Européenne, sont particulièrement précises et nombreuses en comparaison de ce qui est défini ailleurs dans le monde. Cela amène les praticiens européens des Learning Analytics à envisager leurs démarches différemment, comparativement à leurs homologues de par le monde.

Les nouvelles lois européennes auxquelles Drachsler (Gašević et al., 2018) fait référence renvoient au Règlement Général sur la Protection des Données à caractère personnel (RGPD), entré en vigueur le 25 mai 2018. Ce règlement encadre les pratiques des opérateurs utilisant des données à caractère personnel. L'arrivée récente de cette nouvelle législation et les contraintes qui y sont associées entravent certaines libertés auparavant octroyées aux chercheurs afin de garantir le respect des droits des individus quant à leur vie privée, ce qui apparait tout à fait légitime.

Drachsler (Gašević et al., 2018) explique que le RGPD remplace la directive 95/46/EC et qu'il a été établi dans le but d'harmoniser les lois relatives à la protection de la vie privée au sein de l'Union Européenne. Il existe à présent une loi qui est appliquée à l'ensemble du territoire européen qui, selon Drachsler (Gašević et al., 2018), permet à des chercheurs du domaine des Learning Analytics évoluant sous d'autres latitudes d'y voir plus clair quant à des aspects moins bien couverts par leurs propres législations.

Le RGPD définit donc assez clairement les conditions dans lesquelles les opérateurs peuvent utiliser les données à caractère personnel. Cependant, un cadre légal comparable n'existe pas dans les nations les plus avancées en termes de Learning Analytics. Aux États-Unis, par exemple, il existe un cadre légal appelé Family Educational Rights and Privacy Act (FERPA), mais celui-ci ne s'applique pas directement aux universités et à leur contexte spécifique. Celles-ci se trouvent donc libres dans la façon de gérer et d'utiliser les données à caractère personnel de leurs étudiants.

En Europe, le RGPD définit le cadre dans lequel les traitements de données à caractère personnel peuvent être réalisés. Par « données à caractère personnel », on entend toute donnée permettant directement ou indirectement l'identification d'une personne. L'ensemble des données correspondant à cette définition est donc soumis aux dispositions du nouveau règlement.

Le RGPD fait une distinction importante entre différents types de données à caractère personnel. Une série de données dites « sensibles » ou « particulières », telles que les opinions religieuses ou politiques et l'origine ethnique, par exemple, sont soumises à un encadrement spécifique et la recherche scientifique ne fait pas exception à la règle. Dans le contexte des Learning Analytics, cela a

pour effet de contraindre les chercheurs à définir, en amont de tout traitement, les données nécessaires à la mise en œuvre de leur étude. En fonction du type de données récoltées, les traitements qui leur seront appliqués devront être encadrés de façon plus ou moins précise. Le RGPD oblige donc les chercheurs européens à annoncer et à préparer minutieusement tout traitement de données en veillant au respect des nouvelles dispositions légales. Ils ne peuvent plus se permettre d'explorer librement les données à caractère personnel liées aux étudiants. La protection des données à caractère personnel doit désormais faire partie intégrante de la démarche de recherche.

Le RGPD prévoit donc d'encadrer les traitements appliqués aux données à caractère personnel. Par « traitement », il faut comprendre toute opération appliquée aux données, de la récolte à la diffusion en passant par l'enregistrement, l'extraction, la modification, la conservation…

L'ensemble des traitements requis par un projet de recherche scientifique doit être licite et justifié. Le RGPD prévoit plusieurs formes de justifications à sélectionner en fonction du type de recherches mis en œuvre et de son contexte spécifique. Ainsi, en fonction du contexte, le responsable de traitement ou son délégué devra se justifier de la licéité des traitements sur base du consentement des personnes concernées, de l'exécution d'un contrat qui inclut la ou les personnes concernée(s), de la nécessité de respecter une obligation légale, de sauvegarder les intérêts vitaux de la ou des personnes concernée(s), d'exécuter une mission d'intérêt public ou de la nécessité du ou des traitement(s) à des fins d'intérêts légitimes.

Parmi ces différentes possibilités, le consentement des personnes concernées est la justification la plus recommandée aux chercheurs car il s'agit de celle qui ouvre le plus de perspectives. Cependant, il est fondamental que ce consentement soit donné de façon explicite et éclairée quant à l'ensemble des traitements réalisés, à leurs finalités et aux données nécessaires à l'atteinte de ces finalités ainsi qu'aux moyens qu'auront les personnes concernées de faire valoir leurs droits.

Effectivement, le RGPD confère une série de droits aux personnes concernées, tels que le droit d'accès aux données, de rectification des données, d'effacement de données, de limitation du traitement, de portabilité des données, d'opposition, et enfin, le droit de ne pas faire l'objet d'une décision fondée exclusivement sur un traitement automatisé.

Au-delà de la justification de la licéité des traitements et des droits conférés aux personnes concernées, le règlement prévoit des mesures particulières lorsque les données s'inscrivent dans un projet de recherche. Tout d'abord, le RGPD prévoit que le chercheur responsable du projet de recherche tienne un registre des traitements appliqués aux données. Le nombre de traitements est tributaire du projet de recherche, mais chaque traitement identifié doit être détaillé dans un registre

centralisé. Ensuite, une disposition particulière est la réalisation d'une analyse d'impact relative à la protection des données (AIPD). Une analyse d'impact est requise lorsque le projet de recherche ou certains traitements inhérents au projet présentent des risques élevés pour le respect de la vie privée des personnes concernées. Le RGPD prévoit plusieurs cas de figure dans lesquels ce risque augmente par rapport à une situation « normale ». Ces situations sont les suivantes[1] :

- Utilisation d'une évaluation chiffrée (*scoring*) ;
- Prise de décision automatisée ayant un effet légal ou similaire ;
- Surveillance systématique ;
- Collecte de données sensibles ;
- Collecte de données à large échelle ;
- Croisement de données ;
- Utilisation de données associées à des personnes vulnérables (patients, personnes âgées, enfants…) ;
- Usage innovant ou nouvelle technologie ;
- Exclusion du bénéfice d'un droit ou d'un contrat.

Dès que deux situations envisagées dans la liste ci-dessus se produisent dans le projet de recherche, la réalisation d'une analyse d'impact s'impose.

Dans le contexte d'un projet de développement de Learning Analytics, les spécificités de chaque projet institutionnel devront être envisagées, mais il existe une forte probabilité que la démarche rencontre au moins deux des situations envisagées par le RGPD (par exemple, la collecte de données à large échelle, le croisement de données ou encore un usage innovant de ces données). En effet, les Learning Analytics mobilisent des données portant sur un grand nombre d'étudiants, ce qui permet, en retour, de délivrer à ces derniers des feedbacks personnalisés. Pour être pertinents, ces feedbacks doivent bien entendu porter sur les données relatives à l'activité de chaque étudiant, individuellement. Cela nécessite de pouvoir identifier chaque étudiant. Par ailleurs, les données convoquées dans les démarches de Learning Analytics sont fréquemment issues de différentes bases de données. Classiquement, les Learning Analytics ont recours à des données de nature administrative (telles que celles que chaque étudiant fournit lors de son inscription), à des données de performances (comme les résultats à des examens ou à d'autres évaluations) et enfin, à des données d'usage ou d'utilisation des ressources d'apprentissage proposées par une institution (sur une plateforme d'e-learning, par

[1] Ces situations sont issues de documents de travail internes à l'ULiège, rédigées par Pierre-François Pirlet, Délégué à la Protection des Données de l'institution.

exemple). Il est hautement probable que l'ensemble de ces données ne soient pas stockées dans une seule et même base de données. Enfin, nous avons précédemment évoqué le constat réalisé par les membres du projet SHEILA (Tsai et al., 2018) qui mentionnait l'existence de données inutilisées, en grande quantité, au sein des différentes institutions sondées dans leur étude. Dans la plupart de ces institutions ou des systèmes éducatifs dans lesquels elles s'insèrent, le déploiement de Learning Analytics et l'usage des données constitueront certainement une innovation majeure. Au vu de ces quelques exemples, on comprend qu'une analyse d'impact sera vraisemblablement requise pour chaque institution européenne qui aura la volonté d'implémenter une démarche de Learning Analytics.

L'étude d'impact comporte quatre sections distinctes :

1) Une description systématique des traitements et de leurs finalités ;
2) Une appréciation de la nécessité et des limites des opérations de traitement (identification des opérations indispensables au bon déroulement de la recherche) ;
3) Une évaluation des risques associés aux traitements pour les droits et libertés des personnes concernées ;
4) Les dispositions et mesures prévues pour limiter les risques envisagés précédemment, notamment aux niveaux technique et organisationnel.

L'analyse d'impact doit être réalisée en amont de tout traitement de données et soumise à l'approbation du Délégué à la Protection des Données (DPD) de l'institution. Dans le cas où les risques liés aux traitements resteraient trop importants et ce, malgré les mesures envisagées, l'avis de l'Autorité de Protection des Données (organe fédéral belge) peut s'avérer nécessaire.

Lors de l'application des traitements renseignés dans le registre et, le cas échéant, ayant fait l'objet d'une analyse d'impact, si un problème de violation de données survient (une perte de confidentialité des données, d'intégrité des données, de disponibilité des données) et qu'il présente un risque pour les droits et libertés des personnes concernées, l'incident doit être renseigné à l'Autorité de Contrôle des Données. Si le risque est évalué comme grave, une communication vers les personnes concernées pourra être nécessaire. Le responsable de traitement s'expose à des sanctions, notamment financières, s'il ne se conforme pas à ces dispositions.

L'exploitation des données est centrale dans toute démarche de Learning Analytics. Un enjeu de taille pour cette nouvelle discipline est d'améliorer la qualité des apprentissages tout en évitant d'accroitre de façon conséquente la charge de travail des enseignants ou des autres encadrants qui travaillent au soutien et à l'accompagnement des étudiants. Pour cela, il importe d'automatiser au maximum le processus de traitement de données en vue de fournir à ces acteurs des informations à partir

desquelles ils pourront prendre des décisions visant à améliorer la qualité des apprentissages. Cette automatisation doit s'appliquer à tout un système dans lequel les données vont transiter, évoluer jusqu'à leur utilisation par les principaux bénéficiaires que sont les enseignants, les encadrants ou les étudiants. Si l'automatisation laisse supposer une diminution de l'action humaine et, par conséquent, un contrôle moins important, il est fondamental que le système dans lequel cette automatisation s'applique soit conçu de façon à respecter les dispositions légales, tel que le prévoit le RGPD.

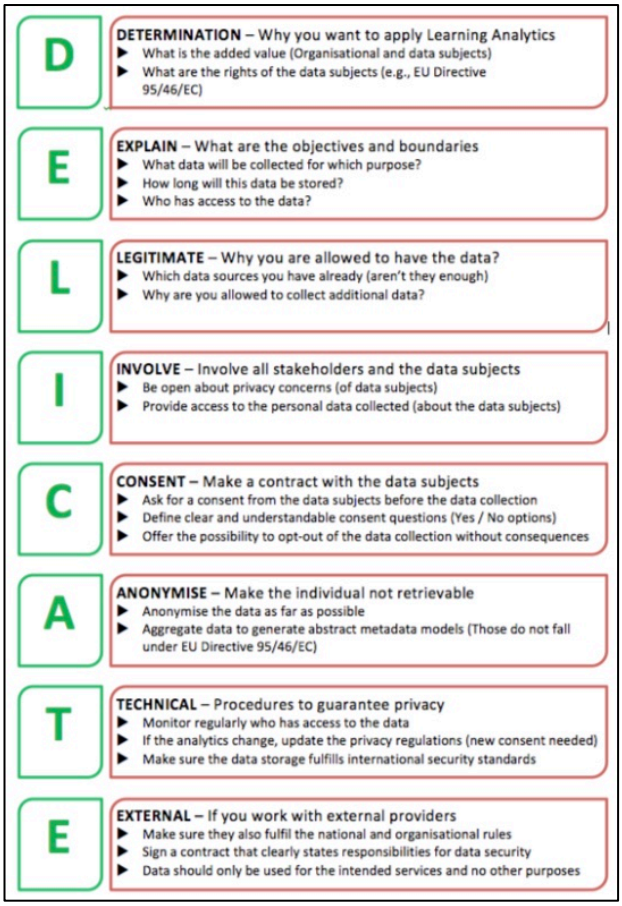


Figure 23. The DELICATE checklist (Greller & Drachsler, 2016)

Au-delà du RGPD, il nous semble opportun de retenir que Greller et Drachsler (2016) ont proposé un modèle utile pour cadrer l'utilisation de données à caractère personnel dans le cadre des Learning Analytics. Ce modèle, appelé *DELICATE Checklist* (Figure 23), doit aider les praticiens de Learning Analytics à mener une réflexion sur des aspects relatifs à la vie privée des étudiants. Il n'apporte pas de solutions directement applicables, mais vise à soutenir les réflexions portant sur les données à utiliser. Ce modèle atteste de la nécessité d'appliquer les démarches de Learning Analytics de façon à placer l'humain au centre des préoccupations, en faisant preuve de transparence et d'ouverture. Il permet également d'expliquer en quoi une démarche respecte les aspects légaux de son contexte d'application.

6. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Notre intention, dans le cadre de ce rapport, était de déterminer les conditions sous lesquelles il est souhaitable de développer des démarches de Learning Analytics dans l'enseignement supérieur de la Fédération Wallonie-Bruxelles de Belgique. Pour ce faire, nous avons entrepris diverses actions, incluant une revue de la littérature, la participation à des événements scientifiques, une analyse de cas (à travers la mise sur pied d'un groupe de travail au sein de l'Université de Liège), des rencontres avec divers acteurs-clés et bénéficiaires de notre institution. Ces démarches nous permettent de présenter les conclusions suivantes.

Les principaux apports des Learning Analytics

Nous estimons que les démarches de Learning Analytics, pour autant qu'elles soient mises en place dans un but louable, de façon responsable et bienveillante, peuvent aider les professionnels de la formation et de l'éducation à mieux comprendre les dynamiques et stratégies d'apprentissage de leurs étudiants et, dès lors, à adapter leurs actions éducatives à cette réalité ainsi éclairée. Nous pensons également que, sous les mêmes conditions et dans le meilleur des cas, cette approche permet aux étudiants d'avoir une information diagnostique leur permettant d'enclencher des processus d'autorégulation. Nous allons à présent évoquer les principaux apports de cette démarche en fonction de ses principaux bénéficiaires.

Pour les étudiants

Les Learning Analytics permettent, de façon générale, d'améliorer les expériences d'apprentissage des étudiants. Cela est possible grâce à l'analyse de leur activité, permettant de mieux comprendre les stratégies d'apprentissage qu'ils mobilisent dans des environnements d'apprentissage particuliers. Ces traces – constituant nos données primaires – une fois collectées, harmonisées et traitées de manière automatique, permettent à une institution d'obtenir une information utile pour déployer plusieurs stratégies visant le développement des compétences des étudiants. Citons, parmi ces stratégies, la visualisation par les étudiants d'indicateurs relatifs à leur situation personnelle au sein d'un tableau de bord ou l'intervention d'un conseiller pédagogique l'accompagnant dans ses actions de régulation. À travers ces applications, diverses fonctions peuvent être remplies afin d'éclairer l'étudiant sur sa situation et sur les perspectives que celle-ci lui ouvre. Ces fonctions sont de natures descriptives, prédictives et prescriptives. Les Learning Analytics offrent donc aux étudiants la possibilité de se projeter dans un futur plus ou moins proche et d'adapter leurs comportements académiques en fonction d'indicateurs rendant compte de leur situation personnelle.

Les Learning Analytics, en identifiant des patterns liés aux stratégies d'apprentissage des étudiants, peuvent servir de base à une démarche automatisée d'*Adaptive Learning*. Les environnements d'apprentissage peuvent donc s'adapter aux étudiants en se différenciant selon les stratégies d'apprentissage et les besoins perçus chez ces derniers.

Pour les enseignants

À partir des informations relatives à la manière dont les étudiants investissent leur(s) cours, les enseignants ont la possibilité de modifier les environnements d'apprentissage, dans la recherche d'un enseignement plus adapté aux besoins des étudiants. Les Learning Analytics entraînent *de facto* une centration des enseignants sur les apprentissages des étudiants, condition privilégiée à la mise en place d'activités d'enseignement utiles et pertinentes.

Pour les encadrants

Par ailleurs, les informations globales relatives à un étudiant peuvent grandement soutenir le travail de conseillers actifs dans le domaine de l'accompagnement pédagogique ou de l'aide à la réussite. Là où, actuellement, l'accompagnement se base sur des tableaux de bord limités – le parcours académique de l'étudiant – et/ou sur des propos auto-rapportés par l'étudiant lui-même, des informations plus objectives et plus complètes pourraient permettre un suivi et un accompagnement plus ciblé et mieux adapté aux besoins des étudiants. Le tableau de bord servirait dès lors de support au nécessaire dialogue qui s'établit entre un étudiant et la personne qui l'accompagne.

Pour les chercheurs

Au-delà de ce qui relève de l'enseignement-apprentissage, le domaine de la recherche, particulièrement dans le champ des Sciences de l'Éducation, peut également bénéficier des démarches de Learning Analytics. En effet, pour la recherche en pédagogie universitaire, les Learning Analytics sont sans doute une opportunité considérable de s'inscrire davantage dans le courant de l'*Evidence Based Research*.

L'implémentation de Learning Analytics constitue un processus complexe

Nonobstant les avantages qu'elles présentent, les démarches de Learning Analytics ne sont pas simples à développer au sein d'une institution. Elles sont très dépendantes du contexte dans lequel l'implémentation est menée et, dès lors, peu transférables d'un contexte à l'autre.

Selon les exemples d'implémentation issus de la littérature, le développement institutionnel d'une démarche de Learning Analytics peut nécessiter plusieurs années de travail et des moyens

conséquents. Sans que les effets ne semblent, dans tous les cas, justifier l'investissement. Nous recommandons donc de démarrer à petite échelle afin de maitriser suffisamment la démarche avant de l'étendre à un contexte de plus en plus large pour enfin arriver à l'objectif d'une utilisation institutionnelle. Cette logique basée sur une démarche de « proof of concept » nous semble la voie privilégiée à suivre. Une autre possibilité serait d'opter pour une approche top-down, mais cela nécessite des moyens importants, notamment pour constituer une structure interdisciplinaire capable de piloter le développement d'un tel projet. Dans un tel cas, on sera attentif à procéder à une phase de test suffisamment longue que pour pouvoir attester de la fiabilité de la démarche avant d'en faire bénéficier les étudiants.

Par ailleurs, il nous apparait que les Learning Analytics doivent se développer de manière dynamique, les écologies d'apprentissages et leur utilisation par les étudiants n'étant pas fixées une fois pour toute. Celles-ci font l'objet de nécessaires ajustements qui doivent être pris en compte. Itératives et adaptables, les démarches de Learning Analytics sont à envisager comme un processus continu plutôt que comme un résultat à atteindre. L'investissement nécessaire au déploiement de la démarche doit donc être envisagé à long terme afin de favoriser sa pérennité. Ce n'est possible que si un leadership fort – et institutionnel – se développe en parallèle du projet.

Enfin, le niveau de préparation d'une institution désireuse d'implémenter des Learning Analytics est un facteur important, notamment pour que la démarche puisse s'intégrer à la culture institutionnelle et aux habitudes de fonctionnement. Le développement de Learning Analytics nécessite d'accorder une attention particulière au dialogue institutionnel ouvert à l'ensemble des utilisateurs. Le système est davantage susceptible d'être utilisé de façon constructive au sein d'une institution s'il respecte les limites et les besoins identifiés par ses bénéficiaires et fait l'objet d'un cadre négocié entre les différents interlocuteurs.

Les Learning Analytics sont extrêmement modulables

Le déploiement de Learning Analytics dépendant toujours du contexte dans lequel il s'opère, cela questionne la transférabilité d'une démarche particulière d'une institution à une autre. Bien que possible à certains égards, elle est incertaine tant le terreau dans lequel elle se développe est important. Ainsi, les écologies propres se distinguent par des différences dans la conception des dispositifs de formation, par des structures propres aux différentes institutions, par les moyens dont elles disposent, par les normes et valeurs qui y ont cours, par leur type de leadership institutionnel, etc. Il en résulte une impossibilité à édicter des conseils d'implémentation de manière universelle, ce qui requiert d'envisager les démarches à mettre en œuvre au cas par cas. Une analyse institutionnelle

devrait donc précéder toute velléité d'implémentation de Learning Analytics afin d'ajuster au mieux la démarche au contexte qui lui préexiste.

Étant donné le caractère polymorphe et extrêmement adaptable des Learning Analytics au sein d'une institution, il nous apparait peu constructif de rejeter catégoriquement un dispositif qui sera ce que l'on décide d'en faire. Nous nous appuyons sur l'idée assez simple que, dès lors qu'une institution à la main sur le développement de la démarche, elle peut la définir de façon à atteindre les finalités établies dans des limites préalablement négociées avec les parties prenantes.

Les fonctions liées aux Learning Analytics suscitent des craintes et des réticences

Les fonctions remplies par les Learning Analytics ne suscitent pas toutes les mêmes réactions chez les potentiels utilisateurs. La fonction descriptive, attestant de la situation d'un étudiant ou d'un groupe d'étudiants, ne semble pas poser de problème dans son acceptation. D'après certains auteurs, cette fonction serait à elle seule suffisante pour permettre aux étudiants de s'interroger sur l'efficacité de leurs stratégies d'apprentissage et leur niveau d'engagement dans leurs études. Cela nécessiterait toutefois que les étudiants soient capables d'interpréter et de donner du sens aux informations fournies par un tableau de bord. Cet aspect de la démarche devrait, par ailleurs, faire l'objet d'une attention accrue, car la communicabilité des informations influencera immanquablement l'efficacité du dispositif.

Les fonctions prédictives et prescriptives suscitent, quant à elles, des réactions plus mitigées, voire carrément hostiles. Les craintes sont diverses et variées. Ainsi, un étudiant en difficulté qui se verrait informé de ses faibles probabilités de réussite, ne pourrait-il pas se démotiver ou perdre de l'estime de soi (que l'on sait pourtant nécessaire à l'autorégulation des apprentissages) ? La fonction prédictive notamment, doit être envisagée avec prudence dès lors qu'elle peut susciter chez les étudiants une forme de fatalisme délétère. L'effet sur l'expérience d'apprentissage risquerait alors de devenir inhibant, à l'inverse des objectifs poursuivis par la démarche. Ces deux fonctions doivent faire l'objet d'une vaste réflexion éthique quant à la façon d'appliquer une démarche de Learning Analytics dans une institution donnée. Il est essentiel de s'inquiéter des changements ou nouveaux comportements que la démarche pourrait induire afin de s'assurer qu'ils restent les plus favorables possibles à l'apprentissage.

Les effets potentiels d'une démarche de Learning Analytics doivent donc impérativement être analysés, et ce pour l'ensemble des parties prenantes. Les fonctions des Learning Analytics, les informations qui sont produites à travers elles et la stratégie de communication des données doivent être pensées de façon à ce que le système ne se substitue pas aux étudiants (ou aux enseignants) au

moment de prendre des décisions, mais qu'il étaye la réflexion dans un contexte d'incertitude. Pour accroitre l'appropriation de la démarche par ses utilisateurs, une interface telle qu'un tableau de bord pourrait être personnalisé, voire personnalisable, ce qui permettrait à chacun d'exploiter cet outil de façon pertinente pour lui.

Des données dont la fiabilité doit être démontrée

Par ailleurs, des doutes existent chez certains utilisateurs potentiels quant à la fiabilité des Learning Analytics. La première raison de cette méfiance réside dans le fait que de nombreux apprentissages ne sont pas réalisés dans des environnements numériques. Sans envisager une prise de donnée constante des activités en présentiel, les Learning Analytics ne s'appuieraient donc que sur une vue partielle de l'activité d'apprentissage des étudiants. De plus, parmi les données pouvant être mobilisées, certaines comportent des limites en termes de pertinence ou d'interprétation. Par exemple, ce n'est pas parce qu'un étudiant passe beaucoup de temps sur une tâche donnée qu'il y est très impliqué d'un point de vue cognitif. Cet exemple montre à quel point il est nécessaire de convoquer les Sciences de l'Éducation, et plus particulièrement la pédagogie universitaire, pour mettre en place des dispositifs efficaces.

Enfin, la question du respect de la vie privée constitue un véritable nœud dans de déploiement de Learning Analytics. Cet aspect de la démarche préoccupe beaucoup les utilisateurs potentiels. Depuis le 25 mai 2018, le RGPD est d'application dans l'ensemble de l'Union Européenne. Ce nouveau règlement impose aux institutions une série de dispositions visant à protéger la vie privée des personnes concernées. Le respect de ces dispositions implique de la part d'une institution de prendre une série de mesures en vue de maximiser la sécurité des données à caractère personnel, mais aussi les droits des étudiants. Mieux qu'un frein à la mise en œuvre, il est utile d'intégrer très tôt dans la réflexion cette nouvelle réalité qui, à quelques points de vue, peut se révéler très structurante quant aux éléments sur lesquels doit se porter notre attention.

Se saisir de la démarche des Learning Analytics comporte des risques, mais il peut être nécessaire de les prendre

Quels que soient nos jugements de valeur face à cet état de fait, l'utilisation des données produites jour après jour par l'ensemble de la population dans des activités diverses fait aujourd'hui partie intégrante de nos modes de vie. Au quotidien, toutes nos opérations en ligne sont encodées, enregistrées, classées, exploitées. À notre insu souvent, selon notre bon vouloir parfois. Pensons par exemple au sportif qui monitore ses progrès à l'aide de ses chaussures connectées. Pour quelles raisons des entreprises gravitant autour de l'enseignement supérieur ne monnayeraient pas cette

tendance ? N'est-ce pas déjà partiellement le cas ? L'enseignement supérieur ne se développe-t-il pas en un quasi-marché ? Bien conscients de cette évolution de notre société, il nous semble essentiel que les universités et leurs pédagogues se penchent sur la question avant que d'autres professionnels, extérieurs au milieu de l'enseignement, s'en emparent avec, nous pouvons le parier, des normes éthiques et des scrupules loin de ceux pouvant inhiber le monde académique. Il est dès lors primordial d'anticiper et de constituer, au sein même des universités, des poches d'expertise au sujet des Learning Analytics.

Nos recommandations

Au terme de ce rapport, notre position quant au possible développement de Learning Analytics au sein de notre institution, mais aussi, dans l'ensemble des universités de la Fédération Wallonie-Bruxelles, est favorable sous condition. Nous sommes conscients des obstacles inhérents à l'implémentation de cette démarche, mais aussi, voire surtout, des possibilités qu'elle offre pour notre enseignement supérieur et son avenir.

Dès lors, nous suggérons plusieurs pistes afin de creuser davantage la question des apports des Learning Analytics dans notre système d'enseignement supérieur :

- Le lancement d'un appel à projets portant spécifiquement sur l'implémentation de Learning Analytics au niveau de la FWB. Cet appel à projets viserait à choisir des projets pilotes qui serviraient de « proof of concept » au sein des institutions dans lesquels ils prennent place. Ces projets seraient planifiés sur 2 ou 3 ans. Dans un premier temps, ils s'inscriraient dans un contexte très local avant d'envisager un élargissement, voir un transfert à un terrain plus large au sein de la même institution ou au sein d'une institution différente. Ces différents projets seraient pilotés par un coordinateur qui mettrait ces projets en réseaux et leur permettrait des échanges féconds au sujet des Learning Analytics et de leur développement. Ce coordinateur garantirait également les aspects juridiques et éthiques des démarches implémentées, il accompagnerait la mise en œuvre et s'assurerait de la présence d'un dispositif d'évaluation de l'efficacité de la démarche auprès des bénéficiaires.
- L'utilisation des données récoltées dans le cadre du projet « e-paysage » afin d'éprouver la démarche des Learning Analytics en l'appliquant aux données liées aux parcours des étudiants de façon à mieux comprendre les effets de la réforme de 2013. Cette utilisation spécifique des données e-Paysage devrait être prise en main par un consortium large, regroupant divers chercheurs provenant d'institutions différentes (Hautes écoles et Universités).

7. RÉFÉRENCES

ARTICLES SCIENTIFIQUES ET OUVRAGES

Arnold, K. E., Lonn, S., & Pistilli, M. D. (2014). An exercise in institutional reflection. *Proceedins of the Fourth International Conference on Learning Analytics And Knowledge - LAK '14*, (May), 163–167. https://doi.org/10.1145/2567574.2567621

Arnold, K. E., & Pistilli, M. D. (2012). Course signals at Purdue. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '12*, (May), 267. https://doi.org/10.1145/2330601.2330666

Bichsel, J. (2012). Analytics in Higher Education: Benefits, Barriers, Progress, and Recommendations. *EDUCAUSE: Center for Applied Research*, 1–31. https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1064.6244

Bonnin, G. & Boyer, A. (2015). Apport des Learning Analytics. *Administration & Education, Bulletin de l'AFAE*, Association française des administrateurs de l'éducation. https://hal.inria.fr/hal-01259230v2

Broos, T., Verbert, K., Langie, G., Van Soom, C., & De Laet, T. (2018). Multi-Institutional Positioning Test Feedback Dashboard for Aspiring Students Lessons Learnt from a Case Study in Flanders. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics & Knowledge - LAK '18*, 51–55.

Charleer, S., Klerkx, J., & Duval, E. (2014). Learning Dashboards. *Journal of Learning Analytics*, *1*(3), 199–202. https://doi.org/10.18608/jla.2014.13.22

Chatti, M. A., Dyckhoff, A. L., Schroeder, U., & Thüs, H. (2012). A reference model for learning analytics. *International Journal of Technology Enhanced Learning*, *4*(5/6), 318. https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051815

Colvin, C., Dawson, S., Wade, A., & Gašević, D. (2017). Adressing the Challenges of institutional Adoption. *Handbook of Learning Analytics*. Society for Learning Analytics Research. https://doi.org/10.18608/hla17

Daniel, K.B. (2015). Big Data and analytics in Higher Education : Opportunities and challenges. *British Journal of Educational Technology, 46(5), 904-920.*

Daniel, K.B. (2017). Big Data and Learning Analytics in Higher Education. Current Theory and Practice. Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-06520-5

Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2007). Competing on Analytics: The New Science of Winning. Harvard Business School Press. Boston, Massachusetts.

Detroz, P., Romainville, M., Auquière, A., Dony, M., Piazza, A., & Vause., A. (2017). Comprendre et améliorer les pratiques d'évaluation des acquis des étudiants dans l'enseignement supérieur. Rapport financé par le ministère de l'enseignement supérieur de la Fédération Wallonie-Bruxelles. http://hdl.handle.net/2268/206324

Drachsler, H., & Greller, W. (2016). Privacy and Learning Analytics – it's a DELICATE issue. A Checklist to establish trusted Learning Analytics. 6th Learning Analytics and Knowledge Conference 2016, April 25-29, 2016, Edinburgh, UK. http://dspace.ou.nl/bitstream/1820/6381/1/Privacy%20a%20DELICATE%20issue%20(Drachsler%20&%20Greller)%20-%20submitted.pdf

Duval, E., Verbert, K. (2012). Learning analytics. ELEED: E-Learning and Education, 8(1). https://eleed.campussource.de/archive/8/3336

Dyckhoff, A. L., Zielke, D., Bültmann, M., Chatti, M. A., & Schroeder, U. (2012). Design and implementation of a learning analytics toolkit for teachers. *Educational Technology and Society*, *15*(3), 58–76. https://doi.org/10.1177/0002764213479367

Ebner, M., & Khalil, M. (2015). Learning Analytics: Principles and Constraints. *World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications*, (JUNE), 1326–1336. https://doi.org/10.13140/RG.2.1.1733.2083

Elias, T. (2011). Learning Analytics : Definitions, Processes and Potential. *Learning*, *23*, 134–148. https://doi.org/10.1.1.456.7092

Ferguson, R., Macfadyen, L. P., Clow, D., Tynan, B., Alexander, S., & Dawson, S. (2014). Setting Learning Analytics in Context: Overcoming the Barriers to Large-Scale Adoption. *Journal of Learning Analytics*, *1*(3), 120–144. https://doi.org/10.1145/2567574.2567592

Few, S. (2007). Dashboard Confusion Revisited. *Perceptual Edge*. Visual Business Intelligence Newsletter. https://www.perceptualedge.com/articles/visual_business_intelligence/dboard_confusion_revisited.pdf

Finance J.-P., Leonhard D. et al. (2017). L'enseignement supérieur de la fédération Wallonie-Bruxelles à l'horizon 2030 : 18 mesures pour faire face aux défis de demain. Rapport du Collège d'experts extérieurs. Bruxelles : ARES, juillet 2017. https://www.ares-ac.be/images/publications/etudes/ARES-Horizon-2030-Rapport-College-experts-2017.pdf

Gašević, D., Dawson, S., & Siemens, G. (2015). Let's not forget: Learning analytics are about learning. *TechTrends*, *59*(1). https://doi.org/10.1007/s11528-014-0822-x

Greller, W., & Drachsler, H. (2012). Translating Learning into Numbers : A Generic Framework for Learning Analytics Author contact details : *Educational Technology & Society*, *15*(3), 42 – 57. https://doi.org/http://hdl.handle.net/1820/4506

Hausman, M., Verpoorten, D., Duchâteau, D., Hubert, S., & Detroz, P. (2018). Learning Analytics : Pedagogy has to rule the way. 9th Biennial Conference of EARLI SIG 1: Assessment and Learning Analytics. http://hdl.handle.net/2268/227410

Hoffait, A. S., & Schyns, M. (2017). Early detection of university students with potential difficulties. *Decision Support Systems*, *101*, 1–11. https://doi.org/10.1016/j.dss.2017.05.003

Kluger, A. N., & DeNisi, A. (1996). The effects of feedback interventions on performance: A historical review, a meta-analysis, and a preliminary feedback intervention theory. *Psychological Bulletin*, *119*(2), 254–284. https://doi.org/10.1037/0033-2909.119.2.254

Lang, Ch., Siemens, G., Wise A., F., & Gašević, D. (2017). Handbook of Learning Analytics. Society for Learning Analytics Research. https://doi.org/10.18608/hla17

Leclercq, D. & Parmentier, P. (2011). Qu'est-ce que la réussite à l'université d'un étudiant primant ? Recherches et actions en faveur de la réussite en première année universitaire (section 1). Bruxelles : Conseil interuniversitaire de la Communauté française. http://www.cciuf.be/cms/images/stories/ciuf/reussite/2011_0102_section1.pdf

Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an "early warning system" for educators: A proof of concept. *Computers and Education*, *54*(2), 588–599. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2009.09.008

Macfadyen, L. P., & Dawson, S. (2012). Numbers are not enough. Why e-learning analytics failed to inform an institutional strategic plan. *Educational Technology and Society*, *15*(3), 149–163. https://doi.org/10.1.1.441.9712

Macfadyen, L. P., Dawson, S., Pardo, A., & Gašević, D. (2014). Embracing big data in complex educational systems: The learning analytics imperative and the policy challenge. *Research & Practice in Assessment*, *9*(2), 17–28. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004

Manyika, J., Chui, M., B., B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Hung Byers, A. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition and productivity. *McKinsey Global Institute*. http://www.mckinsey.com/insights/business_technology/big_data_the_next_frontier_for_innovation

Millecamp, M., Gutiérrez, F., Charleer, S., Verbert, K. & De Laet, T. (2018). A Qualitative Evaluation of a Learning Dashboard to Support Advisor-Student Dialogues. *Proceedings of the 8th International Conference on Learning Analytics & Knowledge - LAK '18*, (2), 56–60.

Multon, S., Pesesse, L., Weatherspoon, A., Florquin, S., Van de Poël, J-F., Martin, P., Vincke, G., Verpoorten, D., Quatresooz, P., Bonnet, P., & Defaweux, V. (2017). Un MOOC (Massive Open Online Course) sur des travaux pratiques en Histologie à destination de nos étudiants et du grand public : retour sur une première année d'expérience. Colloque international AUPTIC: L'apprentissage au cœur des technologies numériques: enjeux, défis, recherches, pratiques. http://hdl.handle.net/2268/218872

Nelson, K., & Creagh, T. (2013). A good practice guide: Safeguarding student learning engagement. Brisbane, Australia: Queensland University of Technology. http://safeguardingstudentlearning.net/wp-content/uploads/2012/04/LTU_Good-practice-guide_eBook_20130320.pdf

Norris, D. M., & Baer, L. L. (2013). Building organizational capacity for analytics. Louisville, CO : EDUCAUSE. https://library.educause.edu/resources/2013/2/building-organizational-capacity-for-analytics

Pardo, A., Jovanovic, J., Dawson, S., Gašević, D., & Mirriahi, N. (2017). Using learning analytics to scale the provision of personalised feedback. British Journal of Educational Technology, (November). https://doi.org/10.1111/bjet.12592

Parmentier, P. (2005). Quelques réactions au texte « L'échec à l'université : Comprendre pour mieux prévenir ». *Les cahiers de recherche en éducation et formation, 39, pp. 26-29*.

Prensky, M. (2014). The Worlds Needs a New Curriculum. *Educational Technology*, 25.

Roland, N. (2017). L'approche sociocognitive : une voie pour de nouvelles questions de recherche à propos des ressources audiovisuelles pédagogiques. Distances et médiations des savoirs [En ligne], 19-2017. http://dms.revues.org/1905

Rienties, B., & Toetenel, L. (2016). The impact of learning design on student behaviour, satisfaction and performance: A cross-institutional comparison across 151 modules. *Computers in Human Behavior*, *60*, 333–341. https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.02.074

Scheffel, M., Drachsler, H., Ternier, S. & Specht, M. (2017). Data Driven Approaches in Digital Education, *10474* (September). https://doi.org/10.1007/978-3-319-66610-5

Sclater, N. (2017). Learning Analytics Explained. New York and London, Routledge, Taylor & Francis Group.

Sclater, N., & Mullan, J. (2017). Learning analytics and student success – assessing the evidence. Bristol: JISC. REVIEW IN LEARNING ANALYTICS review of UK and international practice. Bristol: JISC.

Seclier, B. (2017). Learning Analytics : le big data au service de l'apprentissage. Conférence JRES, Nantes. https://www.google.be/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&ved=2ahUKEwin1K-ZwKnfAhVB6aQKHXO7BioQFjAFegQIBRAC&url=https%3A%2F%2Fconf-ng.jres.org%2F2017%2Fdocument_revision_2084.html%3Fdownload&usg=AOvVaw3cyMP5NAeW0ZeuvN1oNi7I

Sharples, M., McAndrew, P., Weller, M., Ferguson, R., FitzGerald, E., Hirst, T., Mor, Y., Gaved, M. and Whitelock, D. (2012). Innovating Pedagogy 2012: Open University Innovation Report 1. Milton Keynes: The Open University.

Siemens, G. (2013). The Structure and Logic of the Learning Analytics Field. Teachers College, Columbia University, New York. https://www.learninganalytics.net/uncategorized/structure-and-logic-of-the-learning-analytics-field/

Siemens, G. (2013b). Learning Analytics. *American Behavioral Scientist*, *57*(10), 1380–1400. https://doi.org/10.1177/0002764213498851

Siemens, G., & Long, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education. *EDUCAUSE Review*, *46*, 30–32. https://doi.org/10.1145/2330601.2330605

Siemens, G., & Baker, R. S. J. d. (2012). Learning Analytics and Educational Data Mining : Torwards Communication and Collaboration. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge - LAK '12*, 252–254. https://doi.org/10.1145/2330601.2330661

Siemens, G., Dawson, S., & Lynch, G. (2013). Improving the quality and productivity of the higher education sector. *Policy and Strategy for Systems-Level Deployment of Learning Analytics. Canberra, Australia: Society for Learning Analytics Research for the Australian Office for Learning and Teaching*, (December). https://129.78.32.124/projects/SoLAR_Report_2014.pdf

Slade, S., & Prinsloo, P. (2013). Learning Analytics. *American Behavioral Scientist*, *57*(10), 1510–1529. https://doi.org/10.1177/0002764213479366

Thiry, M. & Rigo, P. (2018). Aides à l'étude en Biologie Cellulaire en première année du bachelier. Université de Namur - Pédagogique Universitaire Namuroise en Changement (PUNCH) / Midis PUNCH. http://hdl.handle.net/2268/229885

Tsai, Y. S., Manuel, P., & Marcos, M. (2018). SHEILA policy framework: informing institutional strategies and policy processes of learning analytics. *Learning Analytics & Knowledge*, 320–329. https://doi.org/10.1145/123

Verbert, K., Duval, E., Klerkx, J., Govaerts, S., & Santos, J. L. (2013). Learning Analytics Dashboard Applications. *American Behavioral Scientist*, *57*(10), 1500–1509. https://doi.org/10.1177/0002764213479363

Wong, B. T. M. (2017). Learning analytics in higher education: an analysis of case studies. *Asian Association of Open Universities Journal*, *12*(1), 21–40. https://doi.org/10.1108/AAOUJ-01-2017-0009

Wise, A. F. & Cui, Y. (2018). Envisioning a Learning Analytics for the Learning Sciences. *Rethinking Learning in the Digital Age: Making the Learning Sciences Count, 13th International Conference of the Learning Sciences (ICLS) 2018*, 1799–1806. https://doi.org/10.1007/s00421-009-1270-8

Young, J., & Mendizabal, E. (2009). Helping researchers become policy entrepreneurs. https://www.odi.org/sites/odi.org.uk/files/odi-assets/publications-opinion-files/1730.pdf

DÉCRETS ET RÈGLEMENTS

Décret définissant le paysage de l'enseignement supérieur et l'organisation académique des études 2013. https://www.gallilex.cfwb.be/document/pdf/39681_004.pdf

Règlement (UE) 2016/679 du Parlement Européen et du Conseil du 27 avril 2016 relatif à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et à la libre circulation de ces données, et abrogeant la directive 95/46/CE (règlement général sur la protection des données). https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=CELEX:32016R0679&from=EN

SITES WEB

Amice, L. (2016). Learning analytics : quand le big data investit les domaines de l'éducation et de la formation. Site web Le Journal du net (JDN), France. Consulté le 22 mars 2018 : https://www.journaldunet.com/solutions/expert/64043/learning-analytics---quand-le-big-data-investit-les-domaines-de-l-education-et-de-la-formation.shtml

Arnoux, P. (2018). L'intelligence artificielle va chambouler l'enseignement supérieur. Site web Le nouvel économiste, France. Consulté le 22 mars 2018 : https://www.lenouveleconomiste.fr/lintelligence-artificielle-va-chambouler-lenseignement-superieur-62654/

Bates, T. (2013). Most U.S. higher education students are also working. Blog : Online Learning and Distance Education Resources. Consulté le 19 octobre 2018 : https://www.tonybates.ca/2013/01/25/most-u-s-higher-education-students-are-also-working/

Chatellier, R. (2017). Learning Analytics : quelles sont les données du problème ? Laboratoire d'innovation Numérique de la CNIL. France. Mis en ligne le 27 juin 2017. Consulté le 22 mars 2018: https://linc.cnil.fr/fr/learning-analytics-quelles-sont-les-donnees-du-probleme

Crépin, F., Dufays, A., Dieu, Ph., Ghaye, B., Jauniaux, N., Morue, B., Talbot, B., & Taymans, J. (2013). Indicateurs de l'enseignement 2013. Fédération Wallonie-Bruxelles. Consulté le 19 octobre 2018 : http://www.enseignement.be/index.php?page=26981

Gašević, D., Delgado-Kloos, C., Munoz-Merino, P. J., Scheffel, M, Drachsler, H., Tammets, K., Tsai, Y-S., Gourdin, A., & Benke-Aberg, Rasmus. (2018). MOOC : Learning Analytics in Higher Education. SHEILA Project. http://courses.edx.org/

Hanover Research (cabinet de consultance). (2016). Learning Analytics for tracking student progress. Consulté le 18 octobre 2018 : https://www.imperial.edu/research-planning/7932-learning-analytics-for-tracking-student-progress/file

Sharples, M. (2015). Future trends in learning. OUresearch on Youtube. Open University. Consulté le 16 octobre 2018 : https://www.youtube.com/watch?v=73WdX7_J8N0

Roser, M. & Ortiz-Ospina, E. (2018). World Population Growth. Published online at OurWorldInData.org. Retrieved from: https://ourworldindata.org/world-population-growth. Consulté le 2 mai 2018 :

- https://ourworldindata.org/world-population-growth#population-size-vs-population-growth-rate
- https://ourworldindata.org/tertiary-education#share-of-the-population-with-tertiary-education

8. TABLE DES FIGURES

Figure 1. Pourcentage d'inscriptions dans l'enseignement supérieur dans le monde (Roser & Ortiz-Ospina, 2018) 4

Figure 2. Learning Analytics Process Model (Verbert et al., 2013) 14

Figure 3. Learning and Academic Analytics (Siemens & Long, 2011) 20

Figure 4. Learning Analytics Process (Dyckhoff et al., 2012) 22

Figure 5. Learning Analytics Reference Model (Chatti et al., 2012) 26

Figure 6. Learning Analytics (LA) Model (Siemens, 2013b) 27

Figure 7. EDUCAUSE Analytics Maturity Index for Higher Education (Bischel, 2012) 30

Figure 8. Learning Analytics Sophistication Model (Siemens, Dawson & Lynch, 2013) 31

Figure 9. The RAPID Outcome Mapping Approach (ROMA) (Young & Mendizabal, 2009) 32

Figure 10. The SHEILA policy framework structure (Tsai et al., 2018) 35

Figure 11. Bottom-up & top-down approaches of Learning Analytics deployments (Siemens, Dawson & Lynch, 2013) 39

Figure 12. Extrait du tableau de bord développé par Broos et al. (2018) relatif à un item du test de positionnement proposé aux futurs étudiants dans le domaine des "Sciences et techniques" par plusieurs universités flamandes 45

Figure 13. Extrait du tableau de bord développé par Millecamp et al. (2018) en vue de soutenir les échanges entre étudiants et conseillers académiques 47

Figure 14. Aperçu de l'outil de visualisation utilisé dans Course Signals (Hanover Research, 2016, p. 14) 50

Figure 15. Aperçu de l'interface e-Motion (Hanover Research, 2016, p. 18) 55

Figure 16. Interface résumant l'activité par cours (Hanover Research, 2016, p. 12) 58

Figure 17. Comparaison des données entre pairs (Hanover Research, 2016, p. 12) 58

Figure 18. Rapport d'activité (Hanover Research, 2016, p. 12) 59

Figure 19. Résultat de l'enquête menée auprès des étudiants (Hanover Research, 2016, p. 13) 60

Figure 20. Liste d'actions poursuivies dans le cadre de l'étude de cas menée à l'ULiège 61

Figure 21. Learning Analytics Constraints (Ebner & Khalil, 2015) 106

Figure 22. Critical Dimensions of Learning Analytics (Greller & Drachsler, 2012) 107

Figure 23. The DELICATE checklist (Greller & Drachsler, 2016) 114

9. ANNEXES

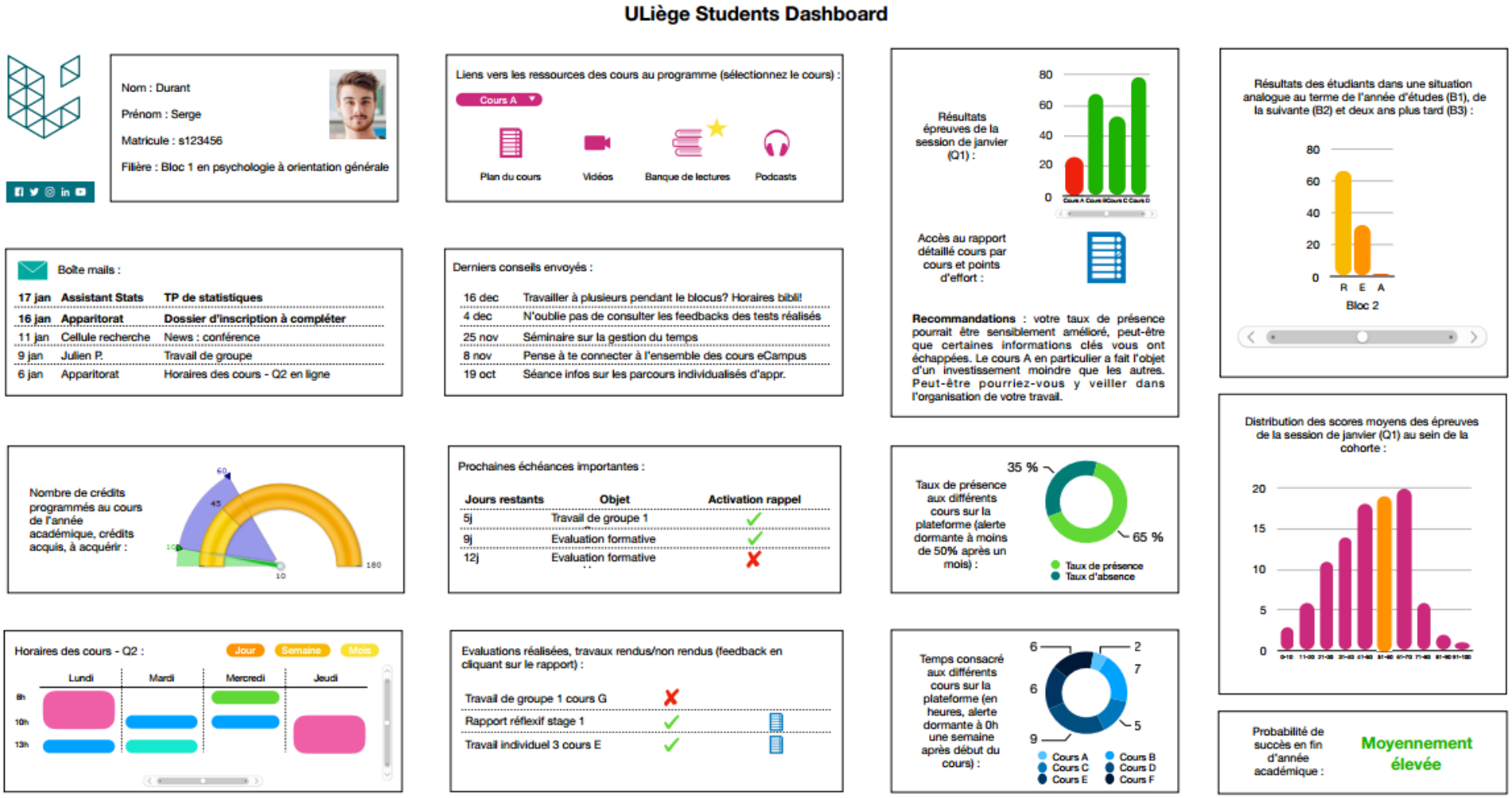
Annexe 1

Tableau de bord utilisé lors des focus groups

Annexe 2

Synthèse des principales difficultés associées au déploiement de Learning Analytics à large échelle

Annexe 1 – Tableau de bord utilisé lors des focus-groups



Annexe 2 – Synthèse des principales difficultés associées au déploiement de Learning Analytics à large échelle

Ferguson et al. (2014)	MOOC SHEILA (2018)	Greller et Drachsler (2012)	Ebner et Khalil (2015)	Sclater (2017)
Manque d'exemples d'implémentation	Résistance au changement et cloisonnement des compétences	*Instruments*	*Privacy*	Temps
Collaboration en interne	Respect de la vie privée et sécurité des données	*Data*	*Access*	Compétences
Réflexion concentrée sur les aspects techniques	Communication de la plus-value des Learning Analytics	*Objectives*	*Transparency*	Données
Communication inadéquate des effets	Interopérabilité des données récoltées et transférabilité des traitements	*Stakeholders*	*Policy*	Cohérence institutionnelle
	Pertinence des données pour soutenir la progression des étudiants	*Internal limitations*	*Security*	Gestion des modes de gouvernance
	Accessibilité aux outils et facilité d'interprétation par les utilisateurs	*External limitations*	*Accuracy*	Anticipation des rôles
			Restrictions	
			Ownership	