

5

Le concepteur et le basculement informationnel

Aurélie de Boissieu¹

¹ Université de Liège, Belgique

5.1. Introduction

Si l'affirmation avancée par The Economist en 2017 que « *la ressource la plus précieuse au monde n'est plus le pétrole mais la donnée* » est largement confirmée dans l'économie globale actuelle, l'adoption du numérique reste très hétérogène en fonction des industries (Ribeirinho *et al.* 2020 ; TheEconomist 2017). Pour l'industrie de l'AECO (Architecture, Ingénierie, Construction et Opération), la transformation numérique reste relativement lente, mais elle est bien en cours. Elle entraîne avec elle de multiples changements et répercussions pour la pratiques et ses acteurs (Carpo 2017 ; de Boissieu 2020 ; Chuck Eastman *et al.* 2011 ; Picon 2010 ; Susskind et Susskind 2015).

Ce chapitre s'intéresse aux transformations numériques d'un aspect spécifique de l'AECO : celui de la conception architecturale. Plus particulièrement, nous nous intéressons au basculement des pratiques numériques de la conception architecturale vers des pratiques toujours plus informationnelles. En effet on observe dans des pratiques numériques architecturales de plus en plus nombreuses un basculement vers une pensée à partir de la donnée qui se distingue d'une pensée à partir de la représentation. Pour l'historien de l'architecture Mario Carpo, ce basculement est le passage d'un régime de la notation à un régime informationnel : « Aujourd'hui les concepteurs numériques ne travaillent plus sur des notations d'objets, mais sur des avatar interactifs (ou modèles d'informations) des objets eux-mêmes » (Carpo 2011).

Ce chapitre présente et interroge ce basculement informationnel. Dans un premier temps, on se propose d'identifier ce basculement sous l'angle du rapport à la donnée des pratiques numériques émergentes significatives, avec en particulier : les pratiques informationnelles du BIM (*Building Information Modeling*) et celles du Design Computationnel (CD pour *Computational Design*). Le BIM désigne des pratiques collaboratives de production et d'échange de données du bâtiment tout au long du cycle de vie du projet (de sa conception et sa construction jusqu'à son exploitation et son éventuelle démolition ou recyclage). Le Design Computationnel désigne quant à lui les pratiques de conception indissociables de la culture numérique, de ses techniques, et de manière générale de sa puissance de calcul [*computation*]. Rarement interrogées de façon transversales, nous interrogeons ici la façon dont le BIM et le CD s'articulent et se centrent sur les données. Nous complétons ce regard sur les pratiques informationnelles émergentes en explorant également ce que recouvrent les pratiques dites de *Data-Driven Design* (DDD) pour l'architecture. La notion de « data-driven », développée par la science des données, a été largement adoptée dans de nombreuses industries et nous en interrogeons ici les pratiques pour la conception architecturale.

Après ce premier état des pratiques, nous interrogeons plus précisément les différents rapports à la donnée possible. Ceux-ci ne sont pas spécifiques aux pratiques (BIM, CD etc.) mais leur sont transversales. Ces rapports aux données sont autant de postures possibles du concepteur qui émergent. Ainsi, l'automatisation ou non d'indicateurs et de rétroactions dessine un champ des possibles spécifique. Nous reviendrons en particulier sur les postures dites « basées sur les performances » [*performances based*] et « basée sur les preuves » [*evidences based*], en vue de les situer dans le champ des possibles ouverts par le régime informationnel.

Dans un troisième temps nous aborderons enfin la question des enjeux des données nécessaires à ces pratiques, en particulier celui de ses biais et de ses limites. Finalement, dans une quatrième partie nous aborderons les enjeux du basculement informationnel du point de vue des évolutions des modalités du projet en architecture.

5.2. Quitter le régime de la notation : Introduction des pratiques émergentes

5.2.1. La donnée dans le tournant computationnel

Carpo définit le régime de la notation comme étant celui, défini par Alberti, de la représentation du projet au travers de suites de documents non ambiguës, relevant principalement de projections orthonormées et positionnant l'architecte comme « maitre d'œuvre » capable de communiquer le projet au constructeur (Carpo 2011).

Le régime informationnel quant à lui repose sur la manipulation de données et d'algorithmes définissant l'objet architectural lui-même, et non sa représentation.

Les enjeux de la distinction entre régime de la notation et régime informationnel sont discutés dès le début de la démocratisation des outils informatiques. Ainsi le chercheur Chuck Eastman rappelle les débats qui ont eu lieu au sein de l'AEC :

« Dans le milieu des années 80 avec le développement des technologies 3D, les différentes industries ont dû de se demander : “Vais-je modéliser le produit ou vais-je modéliser la représentation du produit ? ” L'industrie de l'AEC est allée du côté de la représentation [du produit], l'industrie aérospatiale et le design industriel sont allés du côté du modèle. » (Eastman 2016, p.?)

Et si le numérique en architecture s'est donc tout d'abord inscrit dans un régime de la notation, on observe dès les années 1990 une série de *tournants numériques*, théorisés par Carpo (Carpo 2012 ; Carpo 2017), qui voient des pratiques émerger en s'orientant du côté des modèles informationnels et s'appuyant sur des développements en cours depuis les années 1960' dans les laboratoires de recherche des universités ou privés (Aish et Bredella 2017 ; Eastman 1975). Dans ces pratiques émergentes, on en observe certaines encore mal définies, comme celles dites du « data-driven design » (interrogées dans la section suivante) et d'autres plus significatives et plus largement interrogées, comme en particulier celles du BIM et du Design Computational.

5.2.2. Le régime informationnel en pratique avec le BIM

Le BIM désigne un ensemble de pratiques collaboratives de production, de gestion et d'échange de données du bâtiment entre les acteurs du projet, tout au long de son cycle de vie (AFNOR 2018 ; Eastman *et al.* 2011 ; Lebegue et Cuba Segura 2015). Les enjeux organisationnels, contractuels et normatifs de ces pratiques relativement nouvelles sont importants, et de multiples technologies numériques se sont développées pour les accompagner et les faciliter. Un des enjeux du BIM est de renouveler les outils du projet et les savoir-faire de ses acteurs (de Boissieu 2020 ; Deutsch 2019 ; Didelon 2017), en vue d'améliorer les pratiques, de la conception à l'exploitation du bâtiment, en permettant une meilleure collaboration et une meilleure gestion des données tout au long du cycle de vie du projet. La diffusion du BIM permet de faire entrer dans les agences d'architecture des « bonnes pratiques informationnelles », en particulier pour la définition et la gestion des données, ainsi

que pour la mise en place d'environnement collaboratif pertinents pour tous les acteurs du projet (ISO 2018).

Ces pratiques reposent entre autres sur la production, l'échange et l'exploitation de données du bâtiment structurées sous la forme de maquette numériques, dites maquettes ou modèles BIM. Les modèles BIM sont des modèles interactifs informationnels (**Figure 5.1**), dont des représentations traditionnelles (plans, coupes etc.) peuvent être extraites (**Figure 5.2**).

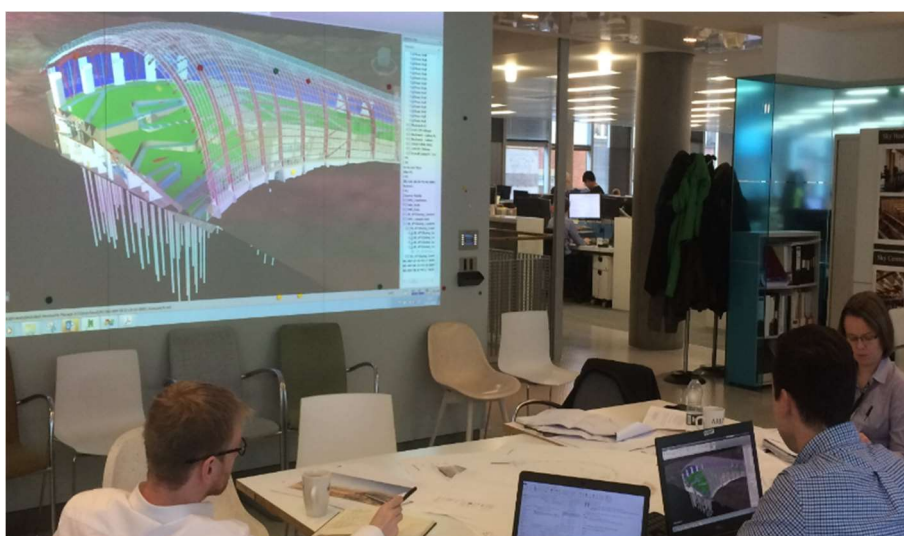


Figure 5.1. Séance de coordination avec le support de modèles BIM (crédits : Grimshaw)

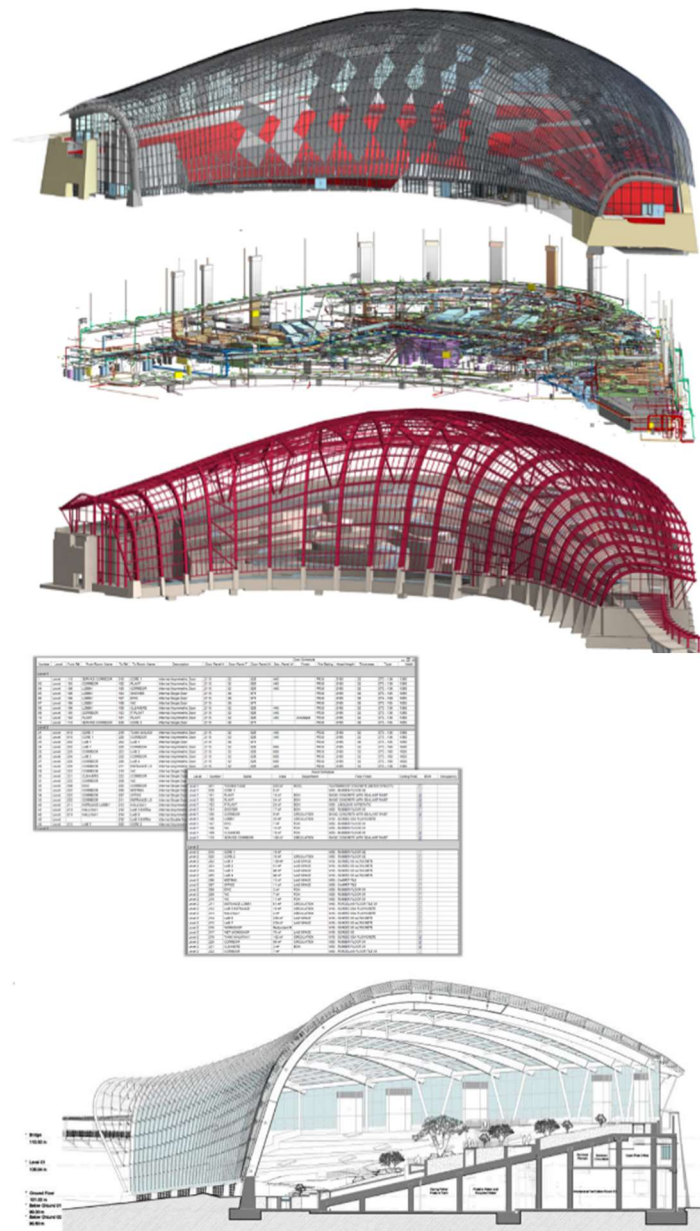


Figure 5.2. Exemple de visualisations automatiquement déduites à partir d'un modèle BIM multidisciplinaire. En haut : modèles par corps d'état avec l'architecture, les fluides et la structure ; en bas : quantitatifs et coupe (crédits : Grimshaw)

Mais si l'on peut observer comment le BIM accompagne la mise en place d'une culture orientée sur les données, force est de constater qu'aujourd'hui dans la pratique courante de l'architecture la plupart des pratiques du numériques s'inscrivent toujours dans le régime de la notation. C'est le cas évidemment pour les pratiques relevant du CAD¹, qui restent focalisées sur la production de représentations du projet, mais dans une certaine mesure c'est aussi la cas pour certaines pratiques du BIM. Comme le synthétise Deutsch :

« Alors qu'ils reconnaissent la valeur du BIM, la plupart des individus et des agences l'utilise aujourd'hui comme un outil de production de livrables, là où les professionnels de la conception et de la construction devraient reconnaître la valeur réelle du BIM comme une base de données, et le traiter comme tel. » (Deutsch 2016, p.6)

Les raisons pour une telle réticence à changer de régime semblent nombreuses, relevant à la fois de phénomènes connus de résistance au changement, mais aussi d'une difficulté globale face à transition numérique de l'AECO (Hochscheid et Halin 2020 ; Stals et *al.* 2018). Il est à noter toutefois que ces difficultés ne semblent pas liées à la taille de l'agence (Hochscheid et Halin 2020), contrairement à certaines idées reçues.

Mais si le rapport à la donnée dans le BIM est central et largement significatif du basculement informationnel discuté, à ce jour il impacte principalement les pratiques de collaboration et de gestion de projet. Le rapport à la conception est parfois transformé mais de façon souvent moins significative que dans les pratiques dites du *Design Computationnel* où il est central.

5.2.3. Le Design Computationnel

Le Design Computationnel (CD) désigne les pratiques de conception indissociables de la computation numérique et de sa culture (Carpo 2012 ; Carpo 2017 ; Picon 2010). Le CD explore les potentialités d'un grand nombre de technologies (algorithmes génétiques, génératifs, intelligence artificielle, fabrication numérique, etc.) pour bousculer les modes de pensée de la conception et du projet. Les sensibilités des concepteurs se transforment (Bourbonnais 2014) ainsi que les champs des possibles (Bernstein 2018 ; Carpo 2017 ; Menges et Ahlquist 2011 ; Terzidis 2006).

1 *Computer Aided Design* ou *Computer Aided Drawing*.

Ces pratiques sont le plus souvent regroupées selon trois courants (Caetano *et al.* 2020 ; de Boissieu 2021b) : la conception *algorithmique*, la conception *paramétrique* et la conception *généraliste*.

Les pratiques de CD peuvent être diverses, mais elles partagent une base commune : elles reposent sur la puissance du calcul numérique ainsi que sur la pensée computationnelle. Grâce aux capacités de calcul toujours croissantes des ordinateurs actuels, les outils numériques permettent de générer et de maîtriser des données, des géométries et des tâches qui avant étaient soit trop longues soit trop difficiles pour être accomplies durablement sans ces techniques. Cependant, le CD ne consiste pas seulement à automatiser des processus traditionnels existants ou des tâches fastidieuses, mais il change la façon de penser et de concevoir. En d'autres termes, selon Terzidis : « les algorithmes sont utilisés, non pour améliorer les conceptions architecturales, mais plutôt pour les concevoir » (Terzidis 2003, p. 94).

La puissance de calcul qui est à la base de la pensée computationnelle repose sur l'utilisation d'algorithmes. On peut définir un algorithme comme une simple séquence d'instructions. Ainsi une recette de cuisine peut être considérée comme un algorithme, par exemple : « prenez les ingrédients A et B, mélangez-les en suivant la règle C puis divisez le résultat selon la règle D » est une suite d'instructions organisées dans un ordre précis². À partir de ces séquences d'instructions simples, une grande complexité de systèmes peut être explorée. Dans le CD, la conception porte sur la définition du processus computationnel : les algorithmes (les séries d'instructions et leurs relations), ainsi que les données d'entrée et de sortie de ces algorithmes (**Figure 5.3**).

² Menges et Alquist définissent un algorithme comme : “une séquence finie d'instructions élémentaires explicites, décrits de façon exacte tout en restant général”“a finite sequence of explicit, elementary instructions described in an exact, complete yet general manner”

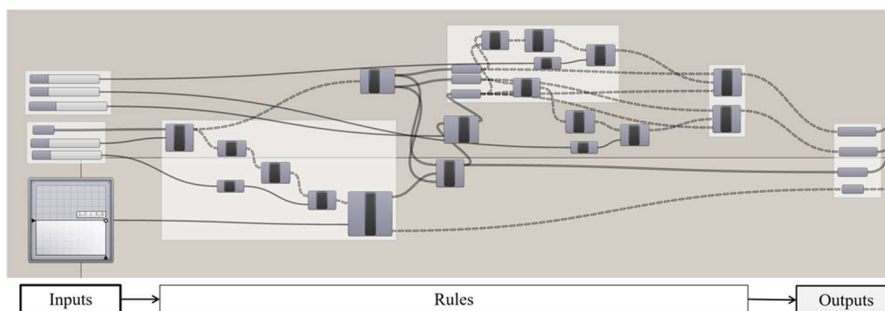


Figure 5.3. Exemple d'algorithme mis en œuvre dans un logiciel de programmation graphique : *Grasshopper*

Dans la **Figure 5.3** on voit un exemple d'algorithme mis en œuvre dans le plugin de programmation visuelle *Grasshopper* (développé par McNeel & Associates), actuellement très utilisé en architecture. L'algorithme est formé de composants, visibles dans le graphe et qui encapsulent des instructions, et de leurs relations. Des données d'entrée (inputs) sont utilisées dans l'algorithme : elles sont propagées dans le graph en fonction des instructions définies à l'avance, permettant de déduire les résultats (outputs) de l'algorithme. La cohérence de l'algorithme et des données produites est assurée par l'outil numérique, ici *Grasshopper*. La variabilité des données d'entrée donne lieu à la variabilité des résultats obtenus, parfois appelé « famille de solutions ». Cela donne un grand contrôle sur la génération de ces données et de leurs analyses, permettant l'exploration de larges éventails d'options.

Par exemple dans le projet « Computational Chairs », EZCT propose un système génératif basé sur des algorithmes génétiques (Morel et *al.* 2004) pour la conception d'une chaise. Le système génère de multiples variations de chaises à partir d'un domaine de définition basé sur des voxels (la « génération 0 », visible dans la **Figure 5.4**). Chacune de ces chaises est une instantiation de l'algorithme et s'inscrit dans son espace de solution. Chaque instance de chaise générée est évaluée automatiquement en fonction de son poids et de sa stabilité (**Figure 5.5**). Les caractéristiques des instances les plus performantes sont réutilisées par l'algorithme pour optimiser les générations suivantes. Les modèles des chaises (**Figure 5.4**) et toutes les données associées (**Figure 5.5**) sont également formatés et utilisés pour la fabrication à commande numérique elles-mêmes (**Figure 5.6**). On voit bien ici que l'attention du concepteur ne réside pas dans la conception des chaises individuelles et de leurs représentations, mais plutôt dans la conception du système permettant de les générer, les évaluer, les optimiser et même les fabriquer.



Figure 5.4. EZCT « computational chair », Extrait de l'espace de solution (crédits : Philippe Morel)

| CHAIR | VOXELS | DIMENSIONS (PxLxH) | VOLUME | WEIGHT 1 * | WEIGHT 2 * | STABILITY |
|------------|--------|------------------------|-----------|------------|------------|-----------|
| Test1-860 | 4714 | 52 cm x 54 cm x 100 cm | 0.0377 m3 | 18.85 kg | 22.62 kg | FINE |
| Test2-700 | 4420 | 54 cm x 50 cm x 96 cm | 0.0353 m3 | 17.65 kg | 21.18 kg | FINE |
| Test3-840 | 4789 | 52 cm x 40 cm x 100 cm | 0.0383 m3 | 19.15 kg | 22.98 kg | LOW |
| Test4-640 | 4456 | 60 cm x 46 cm x 98 cm | 0.0356 m3 | 17.8 kg | 21.36 kg | FINE |
| Test5-620 | 2953 | 54 cm x 44 cm x 94 cm | 0.0236 m3 | 11.8 kg | 14.16 kg | LOW |
| Test6-680 | 4412 | 50 cm x 60 cm x 96 cm | 0.0331 m3 | 16.55 kg | 19.86 kg | FINE |
| Test7-680 | 4158 | 56 cm x 54 cm x 92 cm | 0.0332 m3 | 16.6 kg | 19.92 kg | LOW |
| Test8-700 | 2885 | 60 cm x 46 cm x 92 cm | 0.0230 m3 | 11.5 kg | 13.8 kg | LOW |
| Test9-720 | 2334 | 50 cm x 36 cm x 92 cm | 0.0186 m3 | 9.3 kg | 11.16 kg | LOW |
| Test10-760 | 3920 | 50 cm x 44 cm x 92 cm | 0.0186 m3 | 15.65 kg | 18.78 kg | LOW |

Figure 5.5. EZCT « computational chair », Extrait des données d'évaluation des solutions de chaises testées (crédits : Philippe Morel)

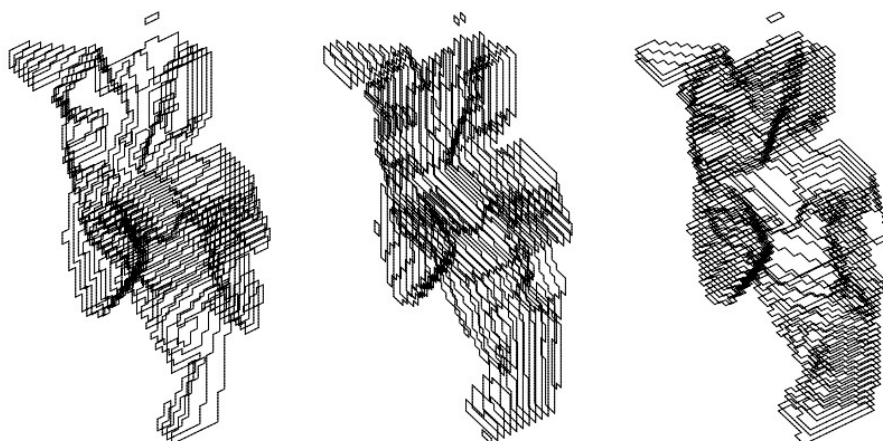


Figure 5.6. EZCT « computational chair », Extrait des données de fabrication produites depuis le logiciel mathematica (crédits : Philippe Morel)

Les données sont centrales dans ces processus basés sur les algorithmes. Et on le voit dans cet exemple, les données sont multiples : elles peuvent être géométriques, alphanumériques ou sémantiques (**Figure 5.4** à **Figure 5.6**). Définir des sets de données pertinents pour être utilisés comme information d'entrée pour l'algorithme est clef dans ces processus, tous comme la récolte des données résultantes et leurs évaluations. Si les données d'entrées d'un algorithme ne sont pas bien contrôlées et bien structurées, les sorties ne seront pas à la hauteur des attentes du concepteur : c'est ce que l'on entend parfois par l'expression : « garbage in, garbage out ».

Par ailleurs, de plus en plus de bases de données sont accessibles et utilisés par les concepteurs, comme des données géographiques (SIG), météorologiques, issus de réseaux sociaux, d'occupation des espaces existants, etc. (Bernstein 2018 ; Deutsch 2016). Créant des pratiques toujours plus hybrides, impliquant la capacité de stocker, d'accéder, de gérer et de recombinaire de grandes quantités d'information pour les utiliser dans le processus de conception, ces pratiques très orientées sur les données, à la croisée du CD et BIM, sont relativement peu documentées dans la littérature. On les retrouve parfois nommé « BIM computationnel », mais c'est souvent le terme « Data-Driven Design » qui est utilisé (Bernstein 2018 ; Deutsch 2016 ; Miller 2021).

5.2.4. Pour une définition du « Data-driven design »

Le terme « Data-Driven Design » remporte un grand succès ces dernières années dans la littérature scientifique spécialisée de l'ingénierie et des sciences informatiques (voir **Figure 5.7**). Mais si le tournant numérique de l'architecture est amorcé dès les années 1990 (Carpo 2012 ; Picon 2010), l'essor de la focalisation sur la donnée est plus tardif, bénéficiant en particulier du succès des avancées de l'intelligence artificielle (I.A.) des années 2010.

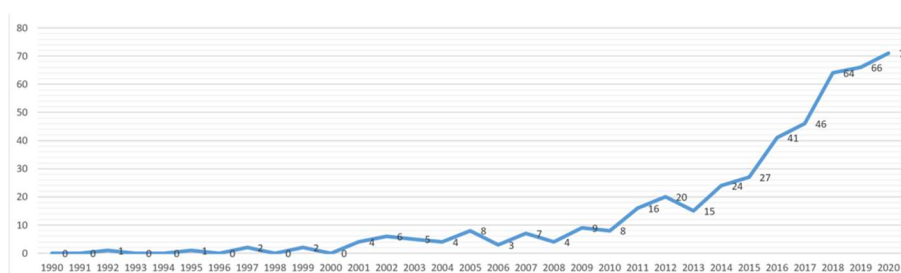


Figure 5.7. Occurrence de l'expression « data-driven design » dans les publications scopus, dans les champs de l'ingénierie et de la construction³ de 1990 à 2020

On peut traduire *Data-Driven Design* (DDD) par conception dirigée (ou pilotée) par les données. Il s'agit ici d'une conception informée par de multiples indicateurs, basés sur des données quantifiées. Ces indicateurs basés sur les données visent à informer la prise de décision, à générer des alertes et à provoquer des rétroactions [*feedbacks*]. La définition des indicateurs et de leur mode d'évaluation appartient au concepteur. Le recueil de données est automatisé la plupart du temps, pour faciliter l'évaluation et la visualisation des indicateurs. La capacité à agir à partir des données et les modalités d'actions associées dépendent de la culture des acteurs de la conception et de la posture qu'ils ont choisie (Anderson 2015 ; Bernstein 2018 ; Deutsch 2016). La collecte automatisée de données, la définition d'indicateurs et de tableaux de bords, mais aussi la définition d'alertes et des principes de rétroactions, sont quelques-uns des éléments à maîtriser pour la mise en œuvre de ces processus data-driven.

³Requête utilisée via scopus.com : TITLE-ABS-KEY ("data-driven design") AND (LIMIT-TO (SUBJAREA, "ENGI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "COMP"))

Le DDD s'inscrit dans la continuité du basculement informationnel précédemment discuté (**Figure 5.8**). Au début des années 2000, la science des données⁴ se distingue de plus en plus clairement comme une discipline en soi⁵, et ses apports viennent enrichir les pratiques de nombreuses industries, dont l'AECO. Les années 2010 sont marquées par la croissance massive des données produites dans le monde (on parle même d'infobésité ou de surcharge informationnelle) et par un intérêt renouvelé des industries pour les développements en I.A. Le DDD rend compte de cet essor du rapport à la donnée, en faisant en quelque sorte entrer le vocabulaire de la science des données dans l'AECO. Plus qu'une nouvelle pratique en soi, le DDD est donc plutôt la continuité du tournant informationnel, nourrit par l'essor de la science des données (**Figure 5.8**).

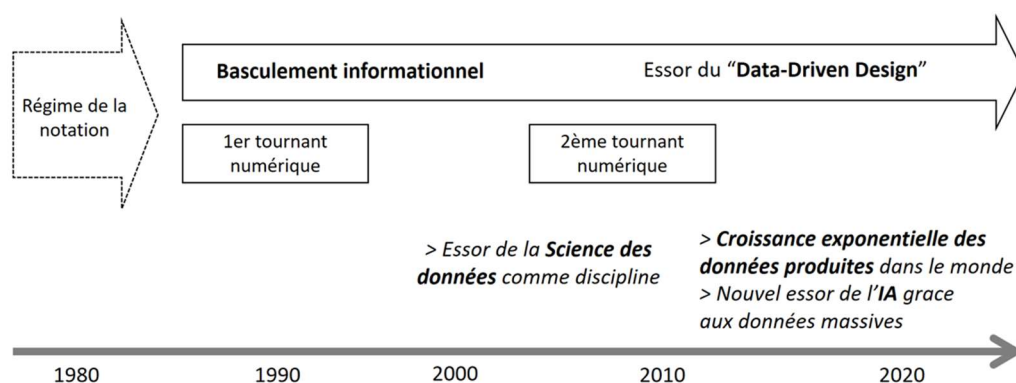


Figure 5.8. Le « data-driven » design comme continuité du basculement informationnel, inscrit dans l'essor des pratiques des sciences des données

Si le terme DDD est de plus en plus utilisé dans la littérature scientifique (**Figure 5.7**), il l'est assez peu dans la littérature architecturale sauf pour quelques acteurs pour qui l'expression « Building = Data » devient même un slogan (Davis 2016 ; Miller 2010 ; Miller 2021). Pourtant, dans les pratiques BIM et CD qui s'inscrivent dans le

⁴ La science des données est un champ scientifique interdisciplinaire qui, en termes très généraux, extrait des connaissances depuis de larges sets de données (Anderson 2015 ; Kelleher et Tierney 2018).

⁵ Avec par exemple la création de revues scientifiques dédiées à la donnée, comme le « Data Science Journal » créé en 2002 et « The Journal of Data Science » créé en 2003.

basculement informationnel, on observe une appétence vers des pratiques toujours plus fines liées aux données. Mais l'hybridation entre BIM, CD et Science des données ne va pas de soi. On se propose dans la suite de ce chapitre, non pas de s'intéresser aux discours des architectes, mais d'interroger le rapport à la donnée de quelques cas de pratiques du BIM ou du CD pour clarifier les différentes formes que celui-ci peut prendre à l'heure actuelle, et identifier les postures possibles des concepteurs face aux données.

5.3. Evolution des possibles et des postures de conception dans le basculement informationnel

5.3.1. Champs possibles par rapport aux données, quelques exemples

Dans l'exemple de « Computational Chair » discuté dans la section précédente, la posture est claire : l'espace de solutions est généré et optimisé de façon pilotée par les données. Les indicateurs de poids et de stabilité des options de chaises en particulier (**Figure 5.5**) dirigent l'optimisation. Les concepteurs interviennent pour définir et affiner le processus et pour choisir quelques options qu'ils fabriqueront (**Figure 5.6**). Le processus génératif quant à lui utilise les indicateurs produits (les données) de façon entièrement automatisée, même si ce focus n'est pas l'objectif premier du projet.

Dans la pratique d'ouvrages à plus grande échelle il est encore rare de voir des processus utiliser aussi clairement des indicateurs, mais cela arrive de plus en plus. Par exemple dans le projet de gare de Fort d'Aubervilliers, un des projets de gare du Grand Paris mené par l'agence d'architecture Grimshaw, une conception de plafond a été travaillée comme telle. Après un premier travail d'idéation et de définition des intentions architecturales de façon traditionnelle (**Figure 5.9**) les méthodes traditionnelles de conception et de représentation de ce plafond se sont montrées trop limitées pour permettre la faisabilité et la crédibilité du projet. Une stratégie de conception computationnelle a alors été mise en œuvre. Celle-ci consistait en l'exploration géométrique de multiples options combinant des variations sur 1) la géométrie de l'enveloppe générale du plafond ainsi que 2) le calepinage des panneaux. Chaque option était évaluée automatiquement au regard de l'apport lumineux permis dans l'espace intérieur de la gare, ainsi que de la fabricabilité des panneaux (en particulier en terme de planéité et de standardisation de leurs dimensions, voir **Figure 5.10**). La génération, l'évaluation et l'optimisation de la géométrie du plafond et du calepinage des panneaux ont permis d'atteindre une configuration où l'apport lumineux au sein de la gare étaient satisfait, tout en maîtrisant la constructibilité et le coût de l'ouvrage.

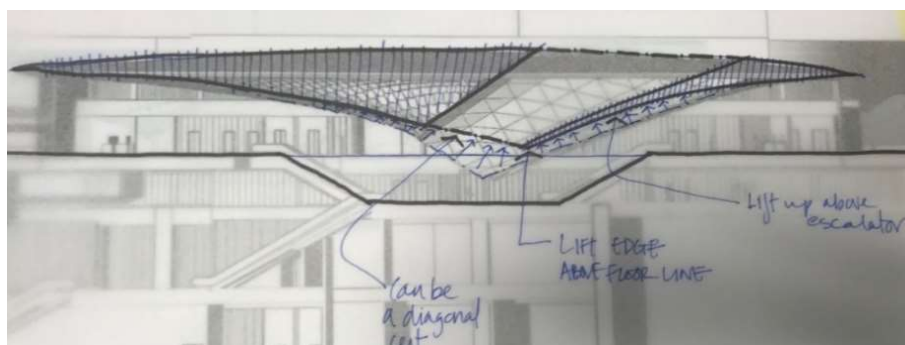


Figure 5.9. Esquisse des lignes directrices du projet de faux plafond pour la gare de Fort d'Aubervilliers (Crédits : Grimshaw)

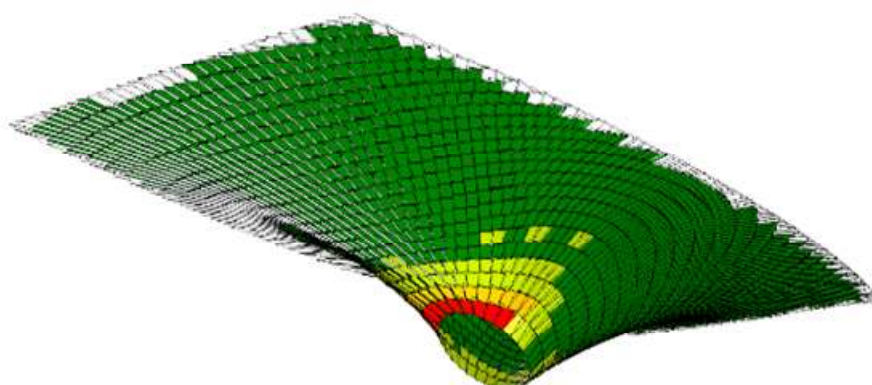


Figure 5.10. Évaluation de la fabricabilité des panneaux. Tous les panneaux sont planaires, les panneaux en vert foncé sont tous de la même dimension, les panneaux orange et rouge présentent des deltas de dimensions (crédits : Grimshaw)

Pour les cas discutés ici, les indicateurs de performances évaluées sont : le poids et la stabilité pour la « Computational chair », et la luminosité naturelle et la standardisation des panneaux pour la gare de Fort d'Aubervilliers. Ces indicateurs de performances sont intégrés au processus génératif et viennent affiner le système au fur et à mesure de la génération des différentes instances (**Figure 5.11**).

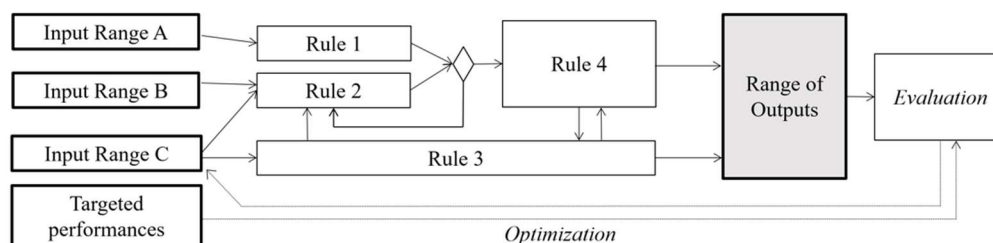


Figure 5.11. Schématisation d'un processus génératif incluant l'optimisation d'objectifs définis

Si les indicateurs de performances sont utilisés dans le cas de la « Computational Chair » et de la gare de Fort d'Aubervilliers pour informer automatiquement la morphogénèse des ouvrages, cela n'est pas toujours le cas. Par exemple, lors de la conception de cette même gare, l'adéquation de l'aménagement intérieur aux exigences programmatiques du maître d'ouvrage étaient évaluée à tout moment grâce à un indicateur, sans que cet indicateur n'ait un effet rétroactif automatique sur les surfaces. Ainsi, la différence entre les surfaces du projet et les surfaces telles que commanditées dans le programme était informée automatiquement via le modèle informel. Cette différence, calculée automatiquement, était automatiquement surlignée en rouge lorsque dépassant un certain delta (voir la maquette BIM **Figure 5.12**). Mais si l'information était accessible et visible aux concepteurs, elle n'avait pas de rétroaction immédiate sur la morphogénèse, autre que de générer une alerte. On voit dans la Figure 5.12 les espaces modélisés, à la fois en plan à droite et sous forme de tableaux de données à gauche. Chaque espace modélisé contient de multiples informations, comme le nom de la pièce, son numéro ou son département, mais aussi sa surface actuelle ainsi que sa surface demandée dans le cahier des charges. L'alerte liée à la différence entre ces deux surfaces, est visible en rouge, en bas à gauche de la **Figure 5.12**. Il s'agit d'une pratique courante, fortement facilitée par les pratiques de modélisation BIM.

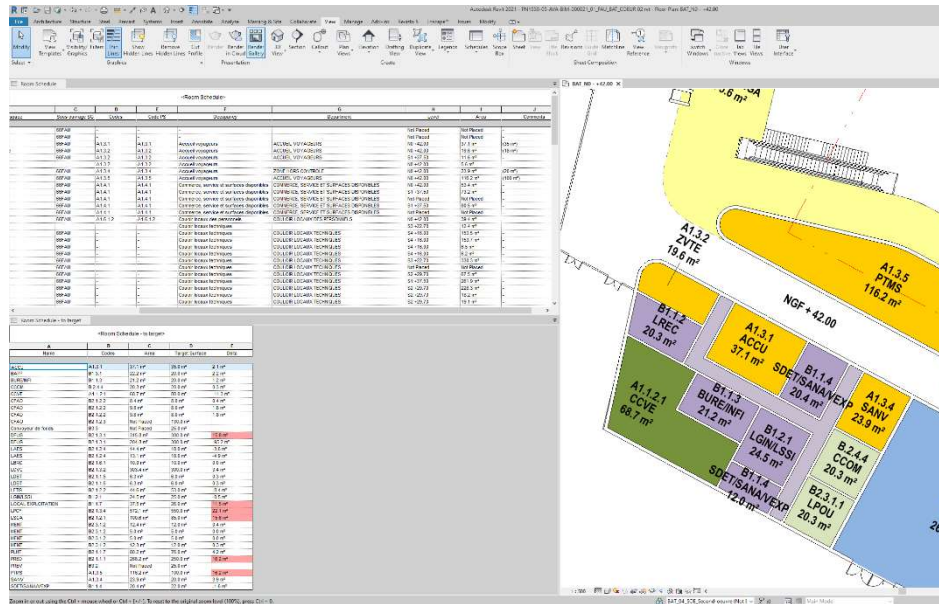


Figure 5.12. Visualisation du delta entre la surface de l'espace conçu et la surface visée dans le programme avec la présence d'une alerte en rouge dans la nomenclature en bas à gauche, quand le delta dépasse un seuil défini à l'avance (Crédits : Grimshaw)

Dans cet exemple, le modèle informationnel informe et alerte, mais n'a pas de rétroaction sur l'ouvrage contrairement aux exemples vus précédemment. Le chercheur Randy Deutsch propose de nuancer les positionnements possibles des concepteurs dans leur rapport à la donnée en fonction de leur degré d'automatisation (Deutsch 2016). Il distingue ainsi les positionnements « informés par la donnée », ou « dérivés des données », qui sont peu automatisés, à des positionnement « centrés sur les données » ou « dirigés par les données » où l'automatisation joue un rôle plus fort (**Figure 5.13**). Dans la littérature, le DDD englobe toutes ces postures. Ainsi même un positionnement « informé par la donnée » sans mise en œuvre d'automatisation peut être considérée comme data-driven.

2014 ; Menges et Ahlquist 2011 ; Negroponte 1969). On retrouve en particulier dans le travail de recherche de Deutsch l'observation du phénomène de « lâcher prise » identifié par Bourbonnais, et l'observation des nuances dans ce lâcher-prise chez les concepteurs. Ainsi, il cite Andrew Heumann, architecte et spécialiste du CD, qui affirme : « Nous sommes informés par les données et les utilisons fréquemment pour diriger nos conceptions. Mais si un algorithme pilote la voiture, nous avons toujours la main sur le volant ! » (Heuman cité dans Deutsch 2016, p. 87).

L'automatisation d'indicateurs et parfois de leurs capacités de rétroactions lèvent de nombreuses questions, et ce dans toutes les industries (Kelleher et Tierney 2018).

5.3.2. Pour une définition du « evidence based » et du « performance based »

Aux objectifs de rationalisation et d'optimisation à l'origine du développement des processus dirigés par les données, s'ajoute également celui de la justification des décisions. Comme le rappelle Anderson avec humour : « sans données, vous êtes juste une autre personne avec une opinion » « Without data you're just another person with an opinion » (Anderson 2015, p.viii). Et en effet, le support à la prise de décision est aujourd'hui un des objectifs principaux de la science des données : « l'objectif de la science des données est d'améliorer la prise de décision en basant les décisions sur des clairvoyances [insights] extraites de larges sets de données [...] aujourd'hui la science des données dirige la prise de décision dans presque tous les aspects de la société moderne » « *The goal of data science is to improve decision making by basing decisions on insights extracted from large data sets. [...] today data science drives decision making in nearly all parts of modern societies* » (Kelleher et Tierney 2018, p.24). Cela donne lieu à des processus parfois appelés « basés sur les preuves » [evidence based]. En conception architecturale, le besoin de justification est présent tout au long du projet et entre tous les différents acteurs. Le besoin de rationalité et de justification de la conception architecturale n'est pas nouveau et trouve une résonance particulière dans le CD : « si la conception pré-numérique était un exercice de prédiction spéculatif basé entièrement basé sur l'expérience, l'intuition et le jugement, le design computationnel se dirige vers des prédictions analytiques renforcées par l'assurance qu'un large nombre d'alternatives a été exploré et évalué » « *If pre-digital design was an exercise in speculative prediction almost entirely reliant on experience, intuition and judgement, computational design moves to analytical prediction bolstered by the assurance that a wider set of alternatives has been explored and evaluated* » (Bernstein 2018, p. 84).

Mais le rôle de la rationalité et de la justification en conception architecturale est loin d'être défini, et est l'objet de nombreux débats en particulier sur le rôle de l'intuition, de l'ineffable et du non mesurable. Et même sous les abords enthousiastes des tenants du DDD, ceux-ci mènent des travaux de grande ampleur et portent beaucoup d'attention à la constitution des sets de data qu'ils utilisent, à leur calibration et à l'anticipation de leurs limites. Nous ne nous attarderons pas ici sur la question de savoir si l'on peut, ou s'il l'on doit, réduire ou non le projet d'architecture à une formulation mathématique, les débats à ce propos sont multiples (Bourbonnais 2021). Nous proposons plutôt d'interroger les enjeux de ces pratiques émergentes, et de laisser aux concepteurs le soin de concevoir leur rapport à la donnée ainsi que les algorithmes qu'ils manipuleront.

Si on considère la performance comme *la capacité à remplir une tâche ou une fonction*⁶, alors les objectifs de performance peuvent être extrêmement variés. Les objectifs de performances sont exprimés sous la forme d'indicateurs, tels que discutés précédemment : par exemple l'indicateur de stabilité ou de poids pour la « Computational Chair » rend compte des objectifs de performances définis par les concepteurs pour ce projet. Ces objectifs peuvent être utilisés pour orienter la conception d'un ouvrage et ils sont à définir soigneusement. L'optimisation quant à elle, telle qu'abordée dans certains des exemples précédents (**Figure 5.11**), est l'action visant à améliorer les caractéristiques d'un ouvrage pour lui permettre une meilleure performance (une meilleure capacité à remplir une fonction), quelle qu'elle soit.

5.3.3. Enjeux des performances multi-objectifs intégrés

La définition d'objectifs de performance peut permettre la prise en compte de la complexité des enjeux de conception, en considérant de multiples facteurs et leurs interrelations. Pour interroger le rôle de la performance dans les processus dirigés par les données, Bernstein propose de distinguer deux types d'objectifs de performance : des objectifs dits « de premier ordre » et d'autres de « second ordre » (Bernstein 2018).

Les objectifs dits « de premier ordre » (**Figure 5.14**) sont des objectifs analytiques qui résultent de l'application de formules avec un nombre de données d'entrée

⁶ Oxford Dictionary.

relativement réduit. Ils correspondent à l'application de calculs métiers menés en silos, de type calcul d'ensoleillement, de résistance structurelle, etc.

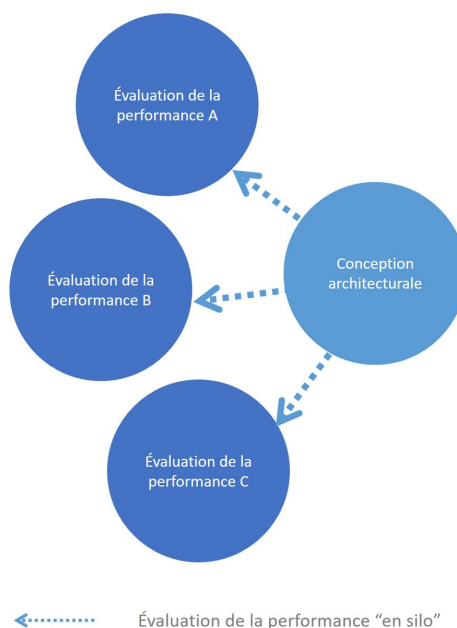


Figure 5.14. Objectifs de performances de premier ordre

Les objectifs dits « de second ordre » (**Figure 5.15**) reposent sur l'interconnexion de l'évaluation des performances, permettant une approche multicritères et interdisciplinaire de la performance, et sur l'utilisation de sets de données variés. Par exemple l'objectif de performance d'impact carbone d'un projet peut relever de ce second ordre pour Bernstein : il va au-delà d'une formule et nécessite la mise en relation de plusieurs sets de données différents : que ce soit au niveau du composant architectural, de celui des spécificités du site du projet, jusqu'aux spécificités globales des enjeux climatiques. Un objectif de second ordre peut nécessiter la connexion à des systèmes variés, comme ceux de la finance globale, les systèmes de régulations législatifs, etc.

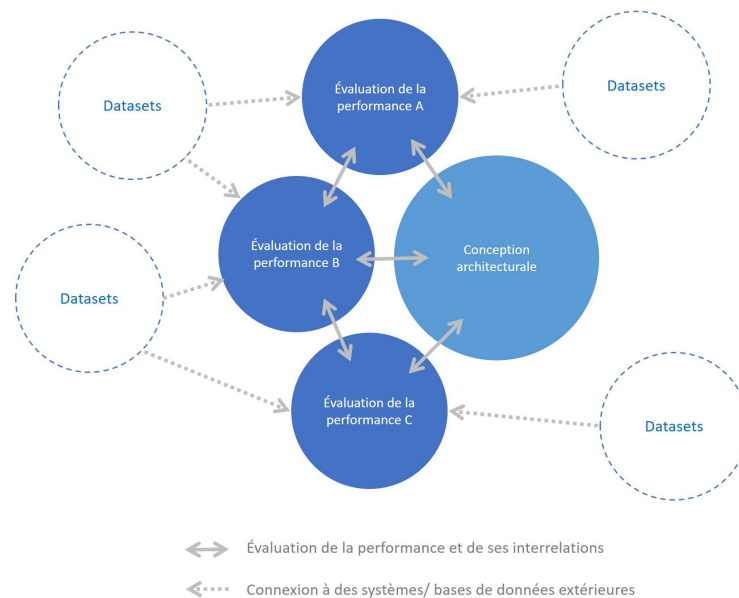


Figure 5.15. Objectifs de performances de second ordre, faisant appel à des sets de données variés

Dans la pratique, les sets de données peuvent être du plus simple (des données météorologiques ponctuelles pour un lieu précis par exemple) au plus large (des milliers de points de données issus de l'usage d'un réseau social comme twitter lors d'un évènement par exemple).

Si l'on prend l'exemple de la conception d'un élément de façade, chaque performance (acoustique, thermique, structurelle, économique, etc.) est supportée par de multiples données (géométriques, valeurs U des matériaux, conditions du marché, etc.). Ces caractéristiques peuvent être optimisées isolément mais leurs changements impactent le bâtiment de façon concomitante. L'évaluation de performances via des logiciels de représentation et différents outils analytiques fonctionnant isolément (**Figure 5.14**) ouvre ce que Bernstein nomme « le premier horizon d'opportunité » associé à la mise en œuvre d'objectifs de premier ordre (Bernstein 2018, p. 84). Le second horizon d'opportunité repose sur l'utilisation d'algorithmes pour définir et évaluer des performances pour le système entier (**Figure 5.15**), et générer des séries de solutions nouvelles et inattendues, prenant en compte l'interconnexion d'objectifs

multiples et parfois contradictoire (comme pour une chaise « stable mais légère » par exemple (**Figure 5.5**)).

Si ces horizons d'opportunités de second ordre mettent en avant une forte logique de rationalisation de l'architecture, ils ne remplacent pas le concepteur (Bernstein 2018, p. 84),⁷ mais l'accompagne dans l'anticipation et la compréhension d'enjeux multifactoriels complexes.

La performance de second ordre paraît aujourd'hui de plus en plus accessible grâce aux développements de larges bases de données et d'outils de plus en plus agile. Mais ces pratiques restent encore difficiles à mettre en œuvre et peu diffusées.

Dans ces pratiques, on peut voir le terreau pour des développements futurs, en particulier en lien avec les développements de l'intelligence artificielle. Ces développements, et plus particulièrement ceux de l'apprentissage statistique [*machine learning*] visent à faire émerger des tendances, des récurrences ou des prédictions à partir de larges sets de données. Ces approches permettent d'appréhender des situations extrêmement complexes et d'en ouvrir les possibles en faisant usage de larges sets de données sans avoir à expliciter des problèmes ou des stratégies. À terme, ces développements pourraient dépasser la structuration actuelle basée sur des modèles informationnels et des outils analytiques, en inférant des options directement depuis les bases de données et de performances (Bernstein, 2018 p. 86). Cependant pour permettre ces développements, de très larges sets de données sont nécessaires, or ceux-ci ne sont encore que très peu disponibles.

5.4. Risques et enjeux des données nécessaires

5.4.1. Biais et limites des sets de données

La qualité des données est aujourd'hui un enjeu important pour toutes les industries. En science des données, il est usuellement considéré que le travail consiste à 80% à préparer les données et à 20% seulement à les exploiter (Anderson 2015). Les pratiques dirigées par les données nécessitent des sets de données de qualité, ainsi

⁷ “Des plateformes de représentations robustes, comme le BIM, combinées avec des outils analytiques qui rendent compte des résultats des décisions, rationalisent mais ne remplacent pas le jugement du concepteur” “Robust representation platforms like BIM, combined with analytical engines that report on the results of decisions, rationalize but not replace the designer's judgment”

Anderson avance : « Les sets de données [utilisés en data science] doivent être pertinents par rapport à la question posée. Ils doivent également être opportuns, précis, propres, non-biaisés ; et peut-être plus important encore, ils doivent être dignes de confiance » (Anderson 2015, p.?).

Le domaine de l'AECO en particulier manque encore de bases de données fiables. Dans la plupart des agences d'architecture et d'ingénierie, les données ne sont ni contrôlées ni unifiées, et restent disparates et partielles d'un projet à l'autre. Les exploitants et propriétaires immobilier possèdent parfois des bases de données sur l'usage de leurs bâtiments (par exemple via la GMAO⁸ ou l'utilisation de capteurs variés⁹), mais ces données sont très rarement partagées avec les équipes de maîtrise d'œuvre.

Il y a encore peu de sensibilisation des acteurs de la construction aux enjeux de l'exploitation des données et de la mise en place de bases de données. Les risques de mettre en place des bases de données non utilisables au long terme sont multiples : manque d'interopérabilité, informations manquantes, information biaisée, etc. Et cela représente un risque pour le développement de ces pratiques, comme l'écrit Bernstein : « Il y a une inquiétude légitime que les systèmes computationnels encodent les biais implicites de leurs concepteurs, ou que les sets de données qui résultent de ces données biaisés, puissent fausser l'aide à la décision » (Bernstein 2018, p.84). Cette inquiétude est récurrente auprès des chercheurs (Halpern *et al.* 2020) et des concepteurs expérimentant déjà avec les développements dirigés par les données. Ainsi Heumann affirme : « Aucun set de données ne peut contenir toutes les informations nécessaires pour prendre une bonne décision de conception, sauf dans des domaines très restreints » (Heumann cité par Deutsch 2016, p. 87).

5.4.2. Les apports et contraintes du BIM pour produire et maintenir des données collaborativement

Dans l'industrie de l'AECO, la gestion de la donnée est pour une part discutée au travers des pratiques du BIM (voir section 5.2.2). Selon les standards BIM, en particulier l'ISO 19650 (AFNOR 2018), tout élément doit être modélisé tel que convenu au sein de l'équipe de projet, suivant des méthodes de modélisation, de

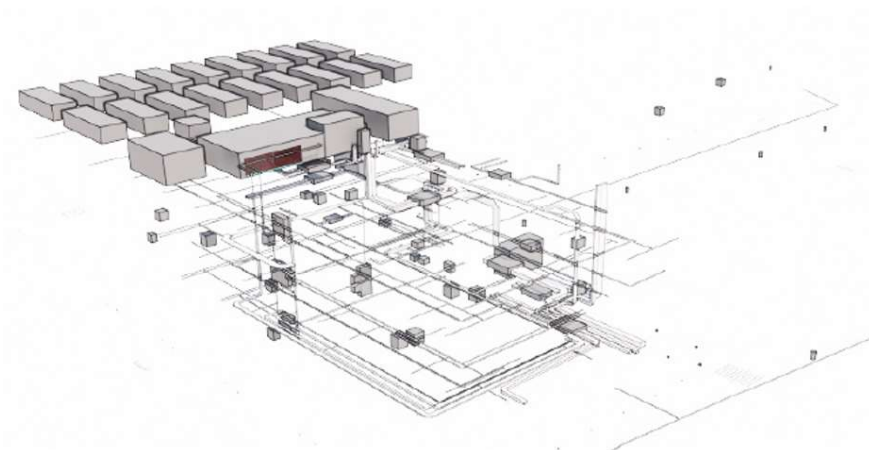
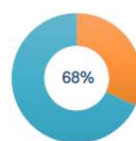
⁸ GMAO : Gestion de maintenance assistée par ordinateur.

⁹ Les données disponibles sont par exemple : des données de consommation énergétique, des données d'occupation de l'espace, de température ou encore de qualité de l'air.

structuration et de classification des données particulières. Pour que la modélisation soit conforme, il faudra qu'elle réponde aux exigences définies, en particulier en termes : de niveau d'information (les paramètres qu'elle contient), de niveau de détail (sa définition géométrique) et de méthode (le logiciel utilisé, la stratégie de modélisation, etc.). La qualité des données sera contrôlée en terme de conformité à ces exigences définies à l'avance. Par exemple dans la **Figure 5.16** on voit un extrait de rapport de contrôle de conformité de maquettes numérique : chaque maquette échangée entre les acteurs du projet est contrôlée pour assurer la qualité des données échangées. Il ne s'agit pas ici de contrôler la qualité du projet, comme on peut le voir parfois via la coordination des maquette (voir **Figure 5.17** dans la section suivant) mais bien de vérifier et d'assurer la qualité des données elles-mêmes, leur cohérence et leur adéquation aux exigences BIM définies par l'équipe (ISO 2018). Le contrôle des données peut être automatisé ou non (via des « checker » par exemple).

MODEL DETAILS

| | |
|----------------|---------------------------------------|
| Model name | EM01262-MXF-ZZ-XX-M3-N-300000_P01.rvt |
| Authoring Tool | Revit 2019.2 |
| Status | S1 |
| File size | 43,216 KB |
| Prepared by | - |
| Validated by | - |
| Issue date | 25/09/2019 |

BIM COMPLIANCE

| | | | | |
|--|---------|------------|---------------------------------|--|
| MODEL QUALITY | | | | |
| Is the model relevant to the design intent (visual check)? | - | ✓ | - | |
| Is the LOD appropriate? | LOD 300 | ⚠ | Partially | |
| Is the LOI appropriate? | LOI 300 | ⚠ | Partially | |
| Are there major software warnings? | 0-5 | ✓ | - | |
| Are there minor software warnings? | 0-100 | ✗ | Reduce number of warnings (952) | |
| Are the Design Options relevant and curated? | - | ✓ | - | |
| Are the project phases compliant? | - | ✓ | - | |
| Are the elements associated with appropriate worksets? | - | ✗ | Partially | |
| Are the doubled up elements? | - | ✗ | Landscape and MEP elements | |
| Partial score | 54% | 35% | | |
| MODEL DATA | | | | |
| Are the elements under appropriate categories? | - | ⚠ | Partially | |
| Are the elements named appropriately? | - | ✗ | Partially | |
| Is Uniclass 2015 being adopted? | - | ✗ | Partially | |
| Is COBie data filled with relevant stage information? | - | ✗ | Partially | |
| Partial score | 24% | 7% | | |

Figure 5.16. Extraits du rapport de contrôle de conformité des maquettes BIM sur projet, en haut : vue de synthèse sur un modèle, en bas : détail des indicateurs de conformités et de leurs évaluations (crédits : Grimshaw)

Finalement, les standards BIM (AFNOR 2018) répondent pour une part au basculement du régime notationnel vers le régime informationnel discuté en introduction. Les processus BIM visent principalement à permettre que des données pertinentes soient délivrées au bon moment, mettant en avant la qualité de la donnée elle-même. C'est un enjeu central également pour la science des données mais c'est finalement un point très peu présent dans les pratiques traditionnelles de l'architecture.

5.5. Potentialités et gestion des données : De nouvelles modalités pour le projet

5.5.1. BIM et essor de la collaboration supportée par la donnée

Dans le cadre des pratiques du BIM, les données liées à la gestion même du projet sont également rassemblées. Elles permettent d'informer sur la qualité des données échangées mais aussi et surtout sur l'état d'avancement des processus de coordination (voir figure 17). Par exemple, on voit dans la figure ci-dessous comment des informations de coordination (comme : les sujets à traiter, leurs niveaux d'importance,

les équipes assignées, etc.) sont annotées dans la maquette numérique (**Figure 5.17 b)**) et peuvent être également visualisées sous la forme de rapport (**Figure 5.17 a)**).

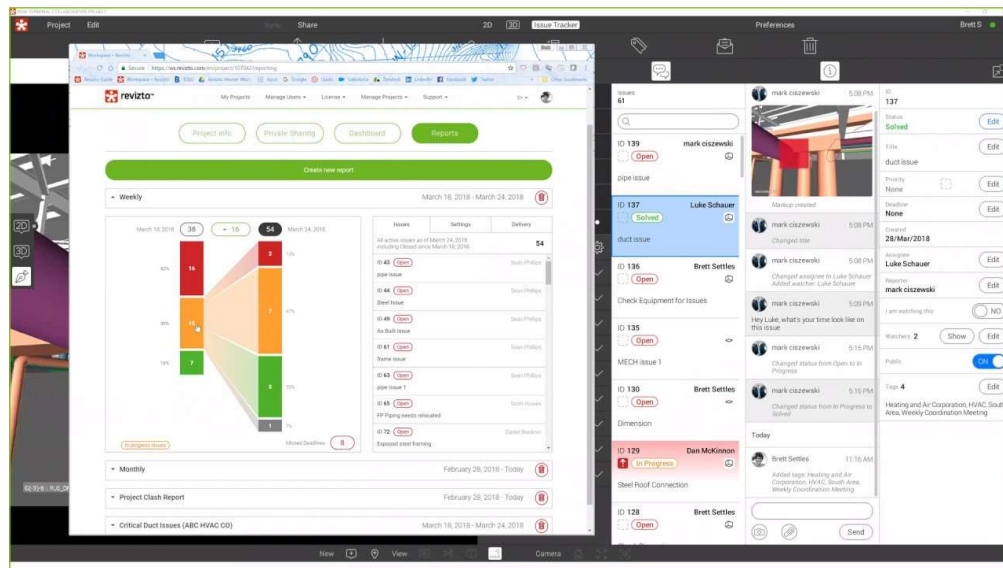


Figure 5.17. Suivi des problèmes [issues] de coordination d'un projet « issues » dans l'outil Revizto, b) sous forme de BCF10 dans la maquette et a) sous forme de rapport (Crédit : Revizto)

Les différents indicateurs de suivi et de gestion de projet peuvent être recueillis et consolidés au sein des agences et leur permettre ainsi de constituer des bases de données de leur travail au fur et à mesure des années, d'un projet à l'autre. Ces pratiques, encore très peu diffusées, visent à utiliser les outils existants de « business intelligence » très développés dans d'autres industries, pour améliorer les pratiques d'une entreprise (Anderson 2015 ; Kelleher et Tierney 2018). À terme, elles peuvent permettre d'assurer un recueil de données de qualité, permettant de documenter les pratiques d'une agence d'un projet à l'autre et dans le temps.

Par exemple dans la Figure 5.18, on voit un prototype de tableau de bord permettant à l'agence d'architecture Grimshaw de visualiser :

10 BCF : BIM Collaboration Format. Format ouvert dédié aux informations de coordination.

- les différents projets actifs menés par le bureau de Londres ;
- la qualité des modèles en cours (en bas à gauche) ;
- le nombre de requêtes de support auxquelles les coordinateurs BIM ont répondu par projet (en bas à droite) ;
- le temps dédié par projet, etc.

A terme, une vision claire des activités des équipes permet de mieux accompagner les projets.

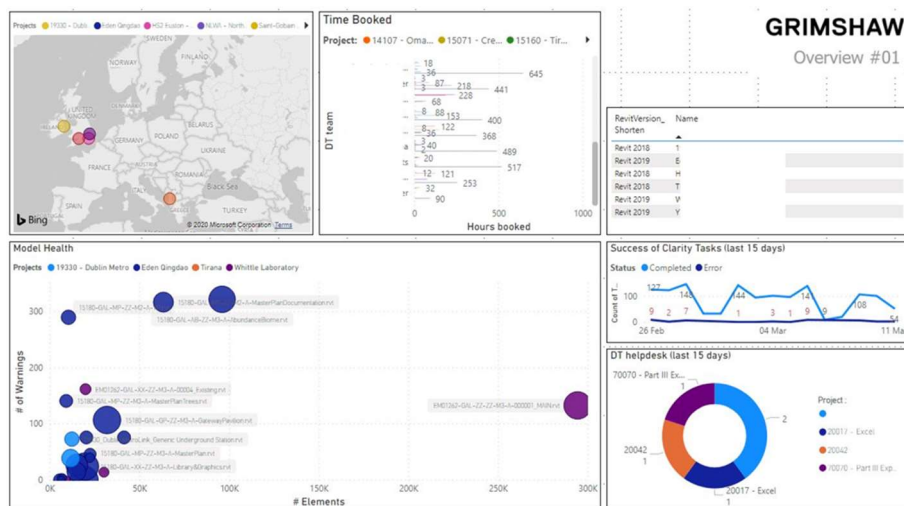


Figure 5.18. Exemple d'un prototype pour un tableau de bord d'agence (crédits : Grimshaw)

Outre les possibilités ouvertes au sein de la maîtrise d'œuvre par le recueil de données interopérables entre différents projets, les pratiques du BIM ouvrent également la possibilité de plus de perméabilité entre les différentes phases de la vie d'un bâtiment. Par exemple les données d'exploitation des bâtiments devenant de plus en plus structurées et accessibles, en particulier avec le développement de « digital twins » (Boje *et al.* 2020), on peut imaginer qu'elles puissent être rendues accessibles aux équipes de maîtrise d'œuvre et ainsi être utilisables en phase de conception, comme c'est déjà le cas sur certains projets (Anderson *et al.*, 2018 ; Davis 2016).

Bernstein donne l'exemple, hypothétique, d'une agence d'architecture spécialisée dans les infrastructures de soin (hôpitaux, etc.) et possédant des années de données de conception via les maquettes BIM archivées. Ces données, couplées avec les données d'exploitation d'hôpitaux (consommation énergétique, GMAO, mais aussi objets connectés, usages, etc.) peuvent former un « lac de données » [*data lake*] rassemblant données de conception et données d'exploitation se déployant dans le temps. On peut imaginer qu'un système reposant sur l'I.A. pourrait miner ces données pour en identifier des tendances ou des corrélations entre décision de conception et usages (succès et échec) du bâtiment, et ainsi mieux anticiper les futurs usages et performances des bâtiments et ainsi informer la conception.

5.5.2. Les risques des données en silos et les enjeux de l'interopérabilité

Mais l'utilisation de larges sets de données hétérogènes est encore une pratique rare. À ce jour, l'interopérabilité entre les différents systèmes utilisés par les équipes de projet au cours de ces différentes phases reste difficile (Ozturk 2020 ; Sattler *et al.* 2019). Même si la maquette BIM est souvent considérée comme une des sources les plus importantes des données dans le cadre d'une approche centrée sur la donnée (Bernstein, 2018; Deutsch, 2011 ; Deutsch 2016), le risque de tout de même travailler avec des fichiers non interconnectés, en silos, est quand même présents, même si des développements riches tels que Speckle (Poinet *et al.* 2020) (**Error! Reference source not found.**) ou Treegram (Sattler *et al.* 2020) émergent.

La réalité technique et légale semble encore loin de pouvoir rendre possible la mise en œuvre de maquettes BIM qui serait des bases de données interconnectée, comme Eastman l'appelait de ses vœux : « Nous devons nous débarrasser des fichiers, avoir une représentation [des données BIM] amorphe basée sur le cloud, et être en mesure de structurer des requêtes qui maintiendront leur cohérence » (Eastman 2016, p.?).

Si les pratiques du BIM permettent une attention aux données très riches et collaboratives, il ne faut pas en oublier les limites. Outre les difficultés d'interopérabilité et le risque de travail en silo discuté précédemment, la littérature dénonce souvent que la bureaucratisation qui sous-tend les standards BIM rend les pratiques peu agiles et peu adaptées à l'idéation et la conception (Aish et Bredella 2017 ; Boeykens 2012 ; Marin et Segura 2014). Ce qui, pour certains auteurs, irait jusqu'à favoriser des choix architecturaux consensuels et donc nuire à la qualité de la conception en général (Aish et Bredella 2017 ; Carpo 2017). Ces critiques ne sont pas négligeables, mais sont très orientées conception et font l'impasse sur les enjeux collaboratifs du BIM et sur de larges pans de ses usages, comme pour les phases de

construction ou d'opération et de maintien du bâtiment. Les enjeux de flexibilité et d'agilité des outils et des processus du BIM sont majeurs pour l'architecte. Face à ces limites, le Design Computationnel, discuté dans les sections précédentes, se pose quant à lui comme une réponse particulièrement adaptée, permettant une grande agilité et une grande ouverture (Aish et Bredella 2017 ; Carpo 2017 ; Marin et Segura 2014). Une co-évolution du BIM et du design computationnel paraît alors indispensable afin de pallier à ces difficultés.

5.6. Conclusions

Si le basculement informationnel est observable dès le premier tournant numérique de l'architecture dans les années 90 (Carpo 2011 ; Carpo 2012 ; Carpo 2017), ce sont les années 2000 et 2010 avec le début de la production de masse de données [*big data*] et de la science des données qui voient vraiment l'essor des logiques « data-driven » (dirigés par les données) dans de nombreuses industries dont l'AECO.

Mais le basculement informationnel de l'AECO est un phénomène plutôt lent et qui prend la forme de multiples pratiques. On a vu en particulier comment le BIM met la donnée et son échange au centre du projet, et comment le Design Computationnel (CD), centré sur les algorithmes, s'appuie de façon omniprésente sur des données, que ce soient via des sets de données d'entrée [inputs] pour informer la conception ou par des indicateurs de performances. L'importance du rôle des données dans ces pratiques est majeure, et on peut s'inquiéter du manque d'attention à la qualité de celles-ci que l'on observe parfois dans la pratique et dans l'enseignement. En effet, le manque de connaissance et de prise en compte des limites et des biais des sets de données représentent un vrai risque.

Dans le cadre de la conception architecturale à l'heure du régime informationnel, on se retrouve donc face à une double injonction : celle de maîtriser les algorithmes (que ce soit des algorithmes de conception, d'analyse ou de fabrication par exemple) et celle de maîtriser les données (leur qualité, leur gestion et leurs échanges). Or aujourd'hui il semble que les pratiques comme les compétences nécessaires pour ce double besoin sont non seulement peu répandues, mais aussi peu corrélées. Ainsi ce sont souvent des pratiques distinctes (BIM, CD, DDD, etc.) menées par des acteurs différents, comme par exemple les BIM managers, *Computational Design Specialists*, etc. (de Boissieu, 2020). On voit ici émerger un vrai besoin pour la conception architecturale de rapprocher les pratiques du BIM et du CD, que ce soit par une collaboration accrue des experts de ces deux champs ou par une co-évolution à penser entre ces pratiques (de Boissieu 2021a).

Par ailleurs, ces difficultés de l'industrie face à des pratiques orientées sur la donnée pourra poser à long terme une difficulté pour la mise en œuvre de l'intelligence artificielle en AECO, malgré l'appétence affichée de nombreux acteurs (SpaceMakerAI 2020 ; Testfit 2020) et des nombreuses potentialités (Chaillou 2019). En effet l'I.A. nécessite à la fois de très larges bases de données ainsi qu'un mode de pensée computationnel. Et si l'on veut pouvoir à long terme valoriser sérieusement les potentialités de l'I.A., il semble donc que les fondamentaux des pratiques orientées sur la donnée doivent d'abord être consolidés. Et ce, en implémentant plus largement dans la pratique et l'enseignement à la fois : les savoir-faire liés à la gestion des données (comme ceux liés au BIM et à la science des données en particulier) et les savoir-faire et savoir-être computationnels (via la pratique du Design Computationnel par exemple).

5.7. Bibliographie

- AFNOR. (2018). NF EN ISO 19650-1 , Organisation et numérisation des informations relatives aux bâtiments et ouvrages de génie civil, y compris modélisation des informations de la construction (BIM) (AFNOR (ed.)). Paris.
- Aish, R., Bredella, N. (2017). The evolution of architectural computing: From Building Modelling to Design Computation. *Arq: Architectural Research Quarterly*, 21(1), 65–73. <https://doi.org/10.1017/S1359135517000185> Cambridge
- Anderson, C. (2015). *Creating a data-driven organization*. O'Reilly. Sebastopol
- Anderson, C., Bailey, C., Heumann, A., & Davis, D. (2018). Augmented space planning: Using procedural generation to automate desk layouts. *International Journal of Architectural Computing*, 16(2), 164–177. <https://doi.org/10.1177/1478077118778586>
- Bernstein, P. G. (2018). *Architecture, design, data : practice competency in the era of computation*. Birkhauser Architecture. Basel.
- Boeykens, S. (2012). Bridging building information modeling and parametric design. *EWork and EBusiness in Architecture, Engineering and Construction - Proceedings of the European Conference on Product and Process Modelling 2012, ECPPM 2012, August 2012*, 453–458. <https://doi.org/10.1201/b12516-71> Reykjavik
- Boje, C., Guerriero, A., Kubicki, S., & Rezgui, Y. (2020). Towards a semantic Construction Digital Twin: Directions for future research. In *Automation in Construction* (Vol. 114). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103179>

- Bourbonnais, S. (2014). Sensibilités technologiques : expérimentations et explorations en architecture numérique 1987-2010. Université Paris-Est.
- Bourbonnais, S. (2021). Rétroaction dans les processus numériques de conception. Netcom. <https://journals.openedition.org/netcom/5426>
- Caetano, I., Santos, L., & Leitão, A. (2020). Computational design in architecture: Defining parametric, generative, and algorithmic design. In *Frontiers of Architectural Research*. Higher Education Press Limited Company. <https://doi.org/10.1016/j.foar.2019.12.008>
- Carpo, M. (2011). *The Alphabet and the Algorithm*. MIT Press. Cambridge
- Carpo, M. (2012). *The Digital Turn in Architecture 1992 - 2012 (AS Reader)*. Wiley. Hoboken
- Carpo, M. (2017). *The second digital turn : design beyond intelligence*. MIT Press. Cambridge
- Chaillou, S. (2019). *AI + Architecture: Toward a new approach*. Harvard University.
- Davis, D. (2016). Evaluating Buildings with Computation and Machine Learning. In Kathy Velikov, Sandra Manninger, Matias del Campo, Sean Ahlquist, & Geoffrey Thun (Eds.), *ACADIA 2016* (pp. 116–123). <https://www.danieldavis.com/evaluating-buildings-with-computation-and-machine-learning/> Ann Arbor, Michigan.
- de Boissieu, A. (2020). Super-utilisateurs ou super-spécialistes ? Cartographie des catalyseurs de la transformation numérique en agence d'architecture. *Les Cahiers de La Recherche Architecturale Urbaine et Paysagère*, 10. <https://doi.org/https://doi.org/10.4000/craup.5551> Paris
- de Boissieu, A. (2021a). Architecture et pratiques orientées sur les données : Pour un décroisement du BIM et du design computationnel. In D. Claeys (Ed.), *Anticrise architecturale : Analyse d'une discipline immergée dans un monde numérique*. Presses universitaires de Louvain.
- de Boissieu, A. (2021b). Introduction to Computational Design: subsets, challenges in practice and emerging roles. In M. Bolpagni, R. Gavina, & D. Ribeiro (Eds.), *Industry 4.0 for the built environment: Methodologies, technologies and skills*. Springer Nature.
- Deutsch, R. (2011). *BIM and Integrated Design, Strategies for architectural practices* (The American Institute of Architects (ed.)). Wiley. Hoboken

- Deutsch, R. (2016). *Data-Driven Design and Construction: 25 Strategies for Capturing, Analyzing and Applying Building Data*. Wiley. Hoboken.
<https://www.wiley.com/en-be/Data+Driven+Design+and+Construction%3A+25+Strategies+for+Capturing+%2C+Analyzing+and+Applying+Building+Data-p-9781119149682>
- Deutsch, R. (2019). *Superusers : design technology specialists and the future of practice*. Routledge. New York.
- Didelon, V. (2017). L' empire du BIM. Criticat, April. Paris.
- Eastman, Charles. (1975). The Use of Computers Instead of Drawings in Building Design. AIA Journal.
https://www.researchgate.net/publication/234643558_The_Use_of_Computers_Instead_of_Drawings_in_Building_Design#fullTextFileContent
- Eastman, Chuck. (2016). ACADIA at thirty-five. *Posthuman Frontiers : Data, Designers and Cognitive Machine*.
<https://www.youtube.com/watch?v=L7gWvO76cE>
- Eastman, Chuck, Teicholz, P., Sacks, R., & Liston, K. (2011). *BIM Handbook : A Guide to Building Information Modeling for Owners, Managers, Designers, Engineers and Contractors*. In *BIM Handbook Chapter 1* (2nd Editio, Issue April). John Wiley & Sons. Hoboken
- Halpern, O., Benjamin, R., & Benjamin, D. (2020). A Conversation on Data & Bias. *ACADIA : Distributer Proximities*.
<https://www.youtube.com/watch?v=9t0u8CwdC9s>
- Hochscheid, E., & Halin, G. (2020). Baromètre BIM : une enquête sur l' adoption du BIM dans les agences d' architecture en France *BIM barometer : A questionnaire survey on BIM adoption in French architecture firms*. In *Press Universitaire de Nancy* (Ed.), *SCAN* (Issue June).
- ISO. (2018). *EN ISO 19650-1:2018 Information management using building information modelling Part 1: Concepts and principles* (bsi).
- Kelleher, J. D., & Tierney, B. (2018). *Data science*. MIT Press.
- Lebegue, E., & Cuba Segura, J. A. (2015). *Conduire un projet de construction a l'aide du BIM* (Eyrolles (ed.); CSTB editi).Paris
- Marin, P., & Segura, J. A. C. (2014). Outils, méthodes et acteurs : analyse des limites à l'utilisation de la maquette numérique. *Interaction Des Maquettes Numériques, Actes Du 6ème Séminaire de Conception Architecturale Numérique (SCAN'14)*, April, 37–46. Luxembourg

- Menges, A., & Ahlquist, S. (2011). *Computational Design Thinking* (AD readers). Wiley. Hoboken
- Miller, N. (2021). *Data Remediation - Machine Learning and Data Quality*. AIA BCC '21.
https://www.youtube.com/watch?v=G9keB1dAYM&list=PLDVYAfUbTKd4Bd1WBRcArwxg5CX0JwxQM&index=3&ab_channel=ProvingGround
- Miller, N. (2010). [make]SHIFT: Information Exchange and Collaborative Design Workflows This. *ACADIA*, 139–144. New York
- Morel, P., Agid, F., & Feringa, J. (2004). *Studies on Optimization : Computational chair design using genetic algorithms*. http://transnatural.org/wp-content/uploads/2011/09/EZCT_Booklet-Screen.pdf
- Negroponte, N. (1969). *Towards a humanism through Machines*. In A. Menges & S. Ahlquist (Eds.), *Computational design thinking*. AD Readers. Hoboken
- Ozturk, G. B. (2020). Interoperability in building information modeling for AECO/FM industry. *Automation in Construction*, 113(January), 103122. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103122>
- Picon, A. (2010). *Digital culture in architecture : an introduction for the design professions*. Birkhauser Architecture. Basel.
- Poinet, P., Stefanescu, D., Tsakiridis, G., De Boissieu, A., & Papadonikolaki, E. (2020). Supporting collaborative design and project management for AEC using Speckle's interactive data flow diagram. In A. Maciel (Ed.), *DCIO - Design Computation Input Output. Design Computation*. <https://doi.org/10.47330/dcio.2020.vyba4375> London
- Ribeirinho, M. J., Mischke, J., Strube, G., Sjödin, E., Blanco, J. L., Palter, R., Biörck, J., Rockhill, D., & Andersson, T. (2020). McKinsey Report: The next normal in construction How disruption is reshaping the world's largest ecosystem. In McKinsey & Company (Issue June).
- Sattler, L., Lamouri, S., Larabi, M., Pellerin, R., & Maigne, T. (2020). L'interopérabilité BIM multimétiers: la collaboration par la requête. In S. Marques & R. Teulier (Eds.), *Le BIM et l'évolution des pratiques*. Editions Eyrolles. Paris
- Sattler, L., Lamouri, S., Pellerin, R., & Maigne, T. (2019). Interoperability aims in building information modeling exchanges: A literature review. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 271–276. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.180>
- SpaceMakerAI. (2020). Early stage planning. Re-imagined. <https://www.spacemakerai.com/>

- Stals, A., Jancart, S., & Elsen, C. (2018). Influence of parametric tools on the complexity of architectural design in everyday work of Sme'S. *International Journal of Architectural Research*, 12(3), 206–227. <https://doi.org/10.26687/archnet-ijar.v12i3.1665>
- Susskind, R. E., & Susskind, D. (2015). *The Future of the Professions: How Technology Will Transform the Work of human experts*. Oxford University press. Oxford
- Terzidis, K. (2003). *Algorythmic form*. In *Computational design thinking*. AD reader, Wiley, Hoboken
- Terzidis, K. (2006). *Algorithmic Architecture*. Architectural Press. Routledge. New York.
- Testfit. (2020). *TestFit: The World's Most Powerful Building Configurator*. <https://testfit.io/>
- TheEconomist. (2017). The world ' s most valuable resource is no longer oil , but data. *The Economist*, 5–8. London
- Van Der Heijden, R., Levelle, E., & Riese, M. (2015). Parametric building information generation for design and construction. *ACADIA 2015 - Computational Ecologies: Design in the Anthropocene: Proceedings of the 35th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture*, 2015-Octob, 417–430. Cincinnati

Chapitre 5. Le concepteur et le basculement informationnel

Aurélie de Boissieu

- 5.1. Introduction
- 5.2. Quitter le régime de la notion : introduction des pratiques émergentes
 - 5.2.1. La donnée dans le tournant computationnel
 - 5.2.2. Le régime informationnel en pratique avec le BIM
 - 5.2.3. Le Design Computationnel
 - 5.2.4. Pour une définition du « Data-driven design »
- 5.3. Evolution des possibles et des modes de conception dans le basculement informationnel
 - 5.3.1. Champs possibles par rapport aux données, quelques exemples
 - 5.3.2. Pour une définition du « evidence based » et du « performance-based »
 - 5.3.3. Enjeux des performances multi-objectifs intégrés
- 5.4. Risques et enjeux des données nécessaires
 - 5.4.1. Biais et limites des sets de données
 - 5.4.2. Les apports et contraintes du BIM pour une visée collaborative
- 5.5. Potentialités et gestion des données : de nouvelles modalités pour le projet
 - 5.5.1. BIM et essor de la collaboration supportée par la donnée
 - 5.5.2. Les risques des données en silos et les enjeux de l'interopérabilité
- 5.6. Conclusion
- 5.7. Bibliographie