HAL open science

Intelligence Artificielle & Génie Civil : enjeux et cas d'usages

R. Leclercq, G. Magnaval

To cite this version:

R. Leclercq, G. Magnaval. Intelligence Artificielle & Génie Civil : enjeux et cas d'usages. Conférence Nationale en Intelligence Artificielle 2022 (CNIA 2022), Jun 2022, Saint-Etienne, France. hal-03866264

HAL Id: hal-03866264

https://hal.science/hal-03866264

Submitted on 22 Nov 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Intelligence Artificielle & Génie Civil : enjeux et cas d'usages

R. Leclercq[1], G. Magnaval[1]

[1] Socotec Monitoring, 9 rue Léon Blum 91120 Palaiseau

Résumé

Le secteur de la construction est une des industries les moins digitalisées. Pourtant, il fait face à des défis majeurs pour nos sociétés sur la sécurité des travailleurs, la gestion des plannings et la productivité. Les industries manufacturières et de la logistique ont utilisé l'Intelligence Artificielle (IA) comme levier d'innovation avec succès. Malgré ses avantages, de nombreux défis subsistent avant sa généralisation dans la construction.

Cet article vise à présenter des applications de l'IA, examiner les techniques utilisées et identifier les opportunités et les défis dans le secteur de la construction. L'étude dresse une revue critique de la littérature disponible sur les applications de l'IA dans l'industrie de la construction sur l'ensemble du cycle de vie des ouvrages.

Mots-clés

Intelligence Artificielle, Apprentissage Automatique, Construction, Génie Civil, Opportunités IA.

Abstract

Construction industry is one of the least digitized industries in the world. Yet it faces complex challenges such as cost and time overruns, health and safety, productivity, and labor shortages. Artificial Intelligence (AI) is currently revolutionizing industries such as manufacturing, retail, and telecommunications. Despite its benefits, many challenges must be addressed before it can be implemented in the industry.

This paper aims to present applications of AI, review current state of the art, and identify opportunities and challenges in the construction industry. The study provides a critical review of the available literature on the applications of AI in the construction industry across the entire life cycle of structures.

Keywords

Artificial intelligence, Machine learning, Construction Industry, Civil Engineering, AI challenges.

1 Introduction

1.1 Contexte

L'Intelligence Artificielle (IA) est aujourd'hui omniprésente dans nos vies personnelles et professionnelles : chatbots, reconnaissance faciale, diagnostic médical, ... Bien qu'initiée au milieu du XXe siècle, son déploiement massif est récent. Il est le fruit des avancées en Machine Learning et Deep Learning, facilitées par l'explosion des volumes de données ainsi que des capacités de calcul.

D'autre part, les enjeux auxquels fait face le Génie Civil sont nombreux : sécurité des ouvriers, vieillissement des infrastructures, dérèglement climatique ou encore faible productivité. Ainsi, depuis l'après-guerre, le secteur voit sa productivité horaire stagner, voire baisser. Dans le même temps, d'autres industries comme l'agriculture ou la logistique ont vu leur productivité horaire être respectivement multipliée par 16 et 8 (cf. Figure 1).

Bien que représentant 7% du PIB mondial [1], la maturité digitale du secteur est encore aujourd'hui limitée [2]. Pourtant, les industriels ainsi que de nouveaux acteurs commencent à se positionner et explorer les potentiels à des fins exploratoires (Vinci avec son incubateur Léonard, Bouygues et le TunnelLab, Katerra, Google, The Boring Company).

Même si les masses de données structurées sont moindres comparativement aux secteurs du retail ou de la publicité, le secteur du Génie Civil n'échappe pas à l'accroissement des systèmes d'informations. La quantité d'informations collectées exigent le développement d'outils pour en extraire des connaissances utilisables. L'IA apporte une contribution significative pour exploiter ces données en offrant un avantage compétitif significatif par rapport aux méthodes traditionnelles [3]. Ainsi, la quatrième révolution industrielle initiée dans le secteur manufacturier se base sur le concept d'Industrie 4.0 avec pour sous-jacent technologique l'automatisation, la robotique et l'IA. Dans l'aéronautique par exemple, les compagnies aériennes ont recours à l'IA pour optimiser la consommation de kérosène avec des réductions de coûts jusqu'à 7% [4].

Pour autant, l'industrie de la construction n'a pas encore adopté l'IA comme un levier d'innovation malgré les potentiels annoncés. En effet, depuis plusieurs décennies, des recherches et ouvrages ont été publiés pour montrer la valeur de l'IA sur les cas d'usage du secteur. On peut citer le Structural Health Monitoring (SHM), la maintenance prédictive des ouvrages, la recherche opérationnelle de sols pollués [5] ou encore la planification des ressources.

Cet article a pour objet de montrer le potentiel de l'IA pour le Génie Civil avec l'identification de cas d'usage sur l'ensemble du cycle de vie des ouvrages. Il vise à montrer les opportunités futures et les limites connues à l'adoption de l'IA.

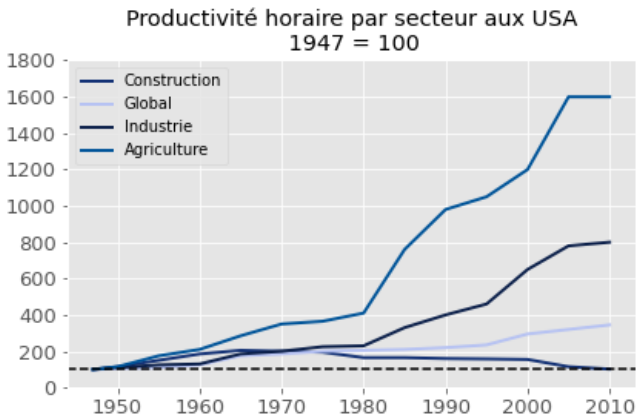

Figure 1: Evolution de la productivité dans la construction (McKinsey Global Institute [6])

1.2 Méthodologie de recherche

Pour établir l'état de l'art passé et présent de l'IA dans la construction, une revue de littérature a été faite en se basant sur des canaux multiples :

- Des bases de données d'articles scientifiques comme Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), Association for Computing Machinery (ACM) ou ScienceDirect en utilisant le moteur de recherche Dimensions.ai.
- Des études prospectives issus des grands cabinets de conseils comme McKinsey, Deloitte, PwC.
- Des publications issues de journaux spécialisés dans le domaine comme Le Moniteur ou Construction Cayola.

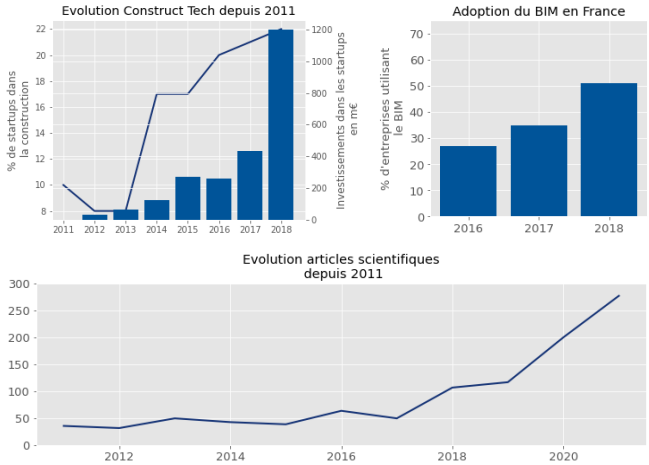

Figure 2: Ecosystème IA dans la construction depuis 2011

L'analyse du nombre de publications scientifiques est issue d'une recherche par mots-clés (*Computer vision OR Machine learning OR Expert System OR Natural Language Processing OR Artificial Intelligence OR Clustering OR Deep Learning OR Convolutional Neural Network OR Recurrent Neural Network AND Construction Industry*) sur l'agrégateur de base de données Dimensions.ai. Seuls les articles de journaux dans le domaine du Génie Civil sont comptabilisés. Les résultats indiquent une augmentation significative du nombre de publications depuis 2011 (x7). Comme l'illustre la Figure 2, cette augmentation est corrélée aux investissements en hausse dans l'écosystème des start-ups [7 – 8]. Ceci témoigne d'une adoption progressive des innovations dans l'industrie.

2 Approches et enjeux de l'IA en génie civil

2.1 Périmètre du Génie civil

Pour bien définir le périmètre de cet article, il est important de comprendre le domaine du Génie Civil. Ce domaine d'application est très vaste et intègre les travaux publics et le bâtiment. Il mobilise des compétences dans les domaines des structures, de la géotechnique, de l'hydraulique, du transport et de l'environnement. Cette diversité du champ de compétences a pour conséquence la spécialisation des profils et donc la complexification du management des projets. En effet, la filière s'est structurée avec des acteurs multiples (cf. Figure 3) :

- Promoteurs
- Organismes de contrôle
- Bureaux d'études
- Entreprise générales (constructeurs)
- Maitrise d'ouvrage (coordinateur)
- Fournisseurs
- Gestionnaires

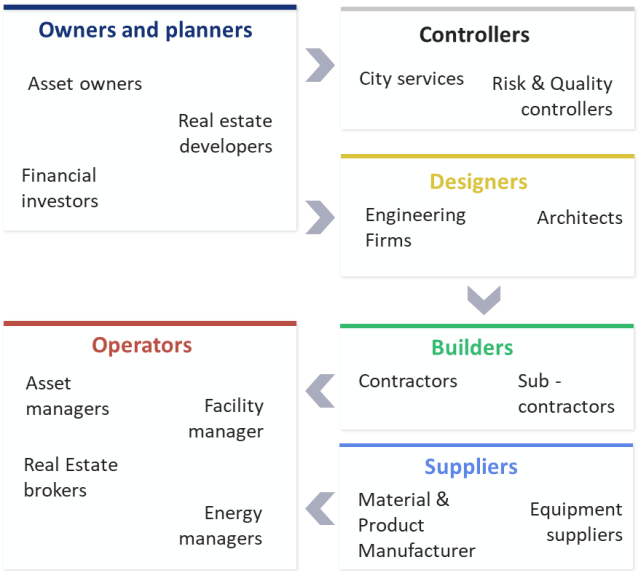

Figure 3: Rôles et fonctions des acteurs de la filière du génie civil [9]

En plus d'une multiplicité de rôles, la filière compte un tissu de PME et TPE avec 472 000 entreprises pour 293 milliards d'euros de chiffres d'affaires (8% du PIB). Ses entreprises emploient plus de 1,3 million de salariés en équivalent temps plein [10].

Les caractéristiques de ce tissu industriel ne jouent pas en la faveur du développement des technologies, dont l'IA. La diversité des acteurs, des entreprises et des compétences génère un silotage des systèmes d'informations. Or, la centralisation des données sur des référentiels communs est un des prérequis du développement de solutions d'IA. L'émergence du BIM et de l'IoT décrits en partie 2.3 et 2.4 sont des opportunités pour lever ces barrières.

2.2 Approche traditionnelle et approche IA

Dans le domaine de la construction, la gestion des projets est établie selon un cycle séquentiel : initialisation, planning, exécution, suivi et clôture. L'approche traditionnelle de la gestion de projet met l'accent sur les processus linéaires, la documentation, la planification initiale et la hiérarchisation des priorités. Selon cette méthodologie, les exigences et les méthodes sont fixées à l'avance et il n'y a pas de place pour l'itération. Cela conduit à des retards de livraison et des problèmes de budget qui concernent près d'un tiers des projets selon KPMG [11].

En plus de suivre une méthodologie linéaire, les modes d'actions sont issus de processus normés, qualifiés et éprouvés. Pour la conception, les règles de calcul sont fixées en Europe par les Eurocodes pour garantir les mêmes standards de sécurité sur l'ensemble des projets. Les procédés constructifs et les actions de maintenance sont basés sur un mélange de lois physiques et empiriques. En effet, si les lois de résistance des matériaux ou de thermique du bâtiment sont bien connues, les hypothèses qu'elles recouvrent ne sont pas toujours vérifiées en pratique. Les calculs associés sont parfois trop complexes compte-tenu des réalités des budgets et planning. Dès lors, les retours d'expériences formalisés dans des facteurs de sécurité entrent en jeu pour simplifier la résolution des problèmes. Ceci conduit à un surdimensionnement des structures et à un processus non optimisé.

Dans le domaine de l'IA, la méthodologie d'action est agile. L'itération est au cœur de l'apprentissage avec une amélioration continue des modèles. Ce principe assure un produit final centré sur les besoins réels du terrain tout en facilitant l'adoption avec un déploiement plus rapide des innovations. Contrairement aux codes de calculs, l'IA se base sur les données observées et des modèles mathématiques.

Pour favoriser l'adoption de l'IA dans le secteur, il est nécessaire de prendre conscience des différences d'approche. Pour autant, ces dernières sont complémentaires et peuvent être mises en compétition.

2.3 Lien avec le BIM et l'IoT

Depuis quelques années, le secteur a largement adopté le Building Information Modeling (BIM) (cf. Figure 2). Le BIM représente un tournant technologique majeur pour le Génie Civil en désilotant les sources de données. Selon le comité américain BILS [12], le BIM se définit comme « une représentation numérique des caractéristiques physiques et fonctionnelles d'un ouvrage ». Le BIM est une source de données partagées pour les informations relatives à une installation, qui constitue une base fiable pour les décisions à prendre au cours de son cycle de vie, défini comme allant de la première conception à la démolition. L'un des prérequis au BIM est la collaboration de différentes parties prenantes à différentes phases du cycle de vie d'une installation pour insérer, extraire, mettre à jour ou modifier des informations dans la BIM afin de soutenir et de refléter les rôles de cette partie prenante.

Cette technologie est aujourd'hui ouverte et interopérable avec des standards communs comme le standard IFC (Industry Foundation Classes). Un ouvrage peut ainsi être décrit selon les mêmes attributs indépendamment des entreprises intervenant sur le projet.

La technologie BIM est aujourd'hui en phase d'adoption massive. Elle représente un investissement important pour les entreprises du secteur, à la fois en termes de R&D mais aussi de gestion du changement (formation et acculturation). L'IA doit capitaliser sur le BIM pour en exploiter la pleine valeur.

Une autre source de données nouvelles pour le secteur est l'internet des objets connectés (IoT). La baisse des coûts et le développement des réseaux basses fréquences (LORA, Sigfox) ont permis la démocratisation des capteurs avec des usages variés : compteurs d'eau pour mesurer la consommation, balises GNSS pour localiser les matériaux sur chantier, accéléromètres sur des machines pour suivre leur utilisation, capteurs de déformation pour contrôler la santé structurelle d'un ouvrage.

2.4 Gestion des données en génie civil

Les sources de données sont aujourd'hui en pleine mutation avec le BIM, l'IoT mais aussi les évolutions des Systèmes d'Informations des entreprises. Cependant, de nombreux processus sont encore aujourd'hui sous format papier ou non structurés.

La filière avec un écosystème de start-up et de grands groupes travaille pour digitaliser les processus en structurant des données exploitables. Les logiciels de gestion documentaires ou de planning assurent une gouvernance plus facile des données. Par ailleurs, des initiatives de mises à disposition d'Open Data émergent : le BRGM avec des données géologiques et environnementales ou l'IGN avec des plans et données LIDAR.

3 L'IA présente sur l'ensemble du cycle de vie des actifs

La vie d'un ouvrage commence bien avant sa construction. La vie d'un actif (infrastructure ou bâtiment) suit 4 phases :

- Conception
- Construction
- Exploitation
- Démolition et revalorisation

Dans cette partie, les opportunités d'adoption de l'IA avec des applications est explicitée pour chaque étape du cycle de vie. Les cas d'étude qui ne sont pas spécifiques au secteur de la construction (pilotage financier, ressources humaines, satisfaction clients) ne sont pas mentionnés, même s'ils peuvent être pertinents pour les entreprises du domaine.

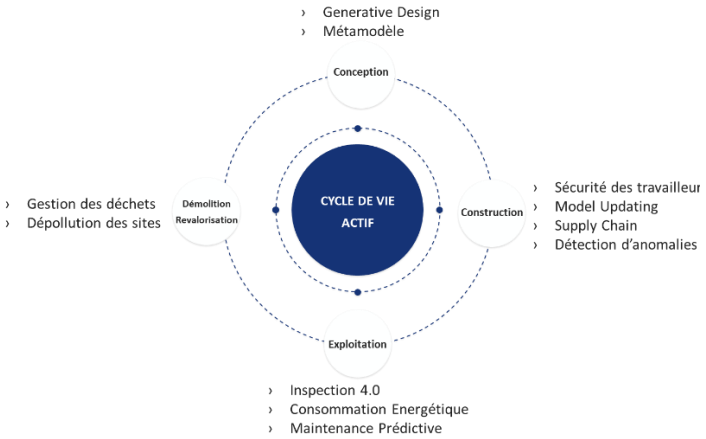

Figure 4: Le cycle de vie des ouvrages en génie civil

3.1 Conception des ouvrages

La conception est la première étape du projet. Cette étape inclut :

- La planification du projet (étude financière, planning, étude de faisabilité)
- La conception avec des études architecturales et structurelles ainsi que d'impact sur l'environnement (études environnementales, urbanistiques, etc.).

La responsabilité (y compris pénale) de cette phase est confiée au bureau d'étude qui a la charge de conduire les études dans les règles de l'art. Pour mener les analyses, les ingénieurs ont souvent recours aux modèles numériques pour simuler le comportement de l'ouvrage dans des cas de charges définis par les codes de calculs.

En pratique, la combinaison d'une formulation complexe du problème et de simulations chronophages signifie que l'optimisation est rarement utilisée dans la conception des bâtiments et des structures civiles. Les modèles numériques utilisés lors des études sont fortement non linéaires avec un grand nombre de variables.
L'utilisation de l'IA à travers des métamodèles est une opportunité d'optimisation pour les bureaux d'études.
En effet, les métamodèles établissent un lien statistique entre les données d'entrée et les données de sortie, qui sont recueillies en exécutant la simulation d'un système complexe.
Dès lors, le recours au métamodèle diminue significativement le temps d'exécution. L'exploration plus approfondie de l'espace de conception est ainsi possible pour estimer la meilleure combinaison de variables.
Tseranidis et al. [13] ont exploré l'application de l'approximation pilotée par les données à la conception des bâtiments.
Un exemple d'application des métamodèles est présenté par Zhang et al. [14] avec l'utilisation d'une régression multivariée par spline adaptative (MARS) sur un problème de liquéfaction des sols soumis à un séisme.

3.2 Construction

Une fois que la phase de conception est suffisamment avancée, la phase de construction est initiée. Les équipes sont alors réunies sur chantier, les matériaux et les machines sont acheminés et les travaux peuvent débuter. Certains éléments sont fabriqués en usine avant d'être assemblés sur chantier.
La responsabilité de la phase de construction est portée par les entreprises générales qui assurent que les processus constructifs employés sont conformes aux études et réglementations.

La première exigence des entreprises de construction est la sécurité des travailleurs. Selon l'assurance maladie, le secteur du BTP présente un des plus forts taux d'accidents professionnels avec 56 accidents du travail pour 1000 salariés (contre 34 en moyenne). Des manquements en matière de sécurité et de protection de la santé continuent d'être constatés sur les chantiers, pouvant mener à des accidents graves. La réduction des risques est un enjeu fort pour les entreprises. Les acteurs commencent à mettre en place des systèmes complets avec le monitoring, la visualisation et la notification d'action. Ces systèmes sont améliorés par l'IA qui est une solution pour identifier les risques en amont et réduire le temps d'action. Par exemple, Ding et al. [15] ont développé un modèle d'apprentissage profond hybride qui intègre un réseau de neurones convolutifs (CNN) et une mémoire à long terme (LSTM) pour identifier automatiquement les comportements dangereux des employés sur les chantiers de construction. Le modèle CNN est appliqué à chaque image pour capturer les caractéristiques spatiales obtenues à partir de la vidéo et le réseau LSTM est utilisé pour comprendre les informations temporelles à partir des images continues qui sont générées.

Un autre enjeu fort pendant la construction est d'assurer la sécurité et la durabilité de l'ouvrage. Pour s'assurer des hypothèses prises en phase de conception, les données mesurées sur site par des capteurs permettent une confrontation de la mesure avec ce qui est attendu. L'exploitation de l'ensemble de ces données de capteurs peut se faire en utilisant l'IA comme système d'alerte. Sur les séries temporelles, l'identification de motifs inhabituels suivant une approche supervisée a été employé par Garcia et al. [16] dans le cas du suivi de moisissure pour la construction en bois. Les auteurs ont proposé plusieurs modèles (LSTM, OneClassSVM) pour identifier les anomalies sur les données de 16 capteurs de température et d'humidité à différentes localisations de l'ouvrage.

L'IA a changé la donne pour la chaîne d'approvisionnement du commerce de détail en réduisant les temps d'arrêt de la fabrication, en réduisant l'offre excédentaire et en augmentant la prévisibilité des expéditions. Les exemples d'apprentissage supervisé [17] deviendront directement applicables au Génie Civil à mesure que la modularisation et la préfabrication se répandront. La généralisation de ces procédés constructifs va augmenter les quantités de modules produits hors-sites, ce qui nécessitera une meilleure coordination de la chaîne d'approvisionnement pour contrôler les coûts et les flux de trésorerie globaux.

3.3 Exploitation

Lorsque le chantier est terminé, y compris la mise en œuvre d'éventuels aménagements et l'installation d'éventuels équipements, l'ouvrage est mis en service. À partir de ce

moment, le propriétaire (ou son représentant) devient responsable de l'exploitation et de l'entretien de son bien. Cette étape constitue la phase la plus longue du cycle de vie et présente des opportunités pour l'IA. En effet, la profondeur des données collectées est supérieure avec des conditions d'acquisition moins sujets aux aléas de la construction.

Pour s'assurer de la sécurité des ouvrages, des inspections périodiques sont réalisées. Ces inspections sont normées et ont pour objet de qualifier l'état de l'infrastructure ainsi que d'évaluer les actions de maintenance à réaliser. Sur site, une des missions de l'inspecteur est de relever l'ensemble des défauts. Cette tâche est fastidieuse et source d'erreurs. Des algorithmes de computer vision assisent l'inspecteur pour segmenter et quantifier des défauts comme les fissures ou la présence de végétation. Des chercheurs du laboratoire de l'EPFL ont notamment développé un algorithme CNN avec une architecture encodeur-décodeur pour l'identification des fissures sur du béton [18]. Dans un futur plus lointain, ces algorithmes de détection seront couplés avec des drones pour automatiser l'inspection. Cette automatisation permettra de réduire l'incertitude liée à l'inspecteur et d'augmenter la fréquence des inspections.

L'IA est également utile pour optimiser la maintenance des ouvrages à travers la maintenance prédictive ou prescriptive. Ces développements peuvent se faire à l'échelle d'un ouvrage ou celle d'un parc. Hamida et al. [19] ont développé une méthode pour définir une politique de maintenance à l'échelle de 7000 ponts au Québec. Dans cette étude, des modèles d'espace-état (SSM) sont implémentés pour modéliser la détérioration du parc de ponts à partir des notes d'inspections visuelles. Les estimations de la détérioration des ponts peuvent aider à examiner l'efficacité des interventions précédentes et la tendance à long terme de l'état du réseau ainsi que de jeter les bases de la planification des futures actions d'entretien.

Avec près de 45% des consommations énergétiques en France [20], l'optimisation de l'énergie en exploitation est un enjeu majeur pour le secteur du bâtiment. Bien que les méthodes physiques visant à calculer le comportement de consommation d'énergie d'un bâtiment soient précises, elles ne sont pas pratiques dans certaines applications en raison de la nécessité d'inspecter et de recueillir en permanence des données pour tous les paramètres d'entrée. Chokor et al. [21] ont proposé un nouveau système d'évaluation du rendement du système Leadership in Energy and Environmental Design (LEED) basé sur l'étude d'un modèle de prédiction personnalisé. Ce modèle est piloté par l'énergie réellement consommée des bâtiments. Les résultats montrent que le modèle de régression par gradient boosting est supérieur aux autres modèles de régression, ce qui aide les énergéticiens à faire de meilleurs choix tout au long du cycle de vie du projet.

3.4 Démolition et revalorisation de l'actif

Lorsque l'ouvrage ne répond plus aux critères suffisants d'opérabilité et/ou de sécurité, les deux choix évidents qui s'offrent au propriétaire sont la réparation ou la démolition et la reconstruction.

Les deux enjeux principaux de la déconstruction sont la gestion des déchets et la remise en état du site. Compte-tenu des volumes de déchets générés, la revalorisation des matériaux est un enjeu économique et écologique.
Kuritcyn et al. [22] ont proposé plusieurs algorithmes supervisés (Random Forest et C-LibSVM) pour classifier les déchets sur la base d'analyse spectrale dans le domaine du visible et de l'infrarouge.

Pour pérenniser les sites, la dépollution est souvent obligatoire. Il s'agit souvent d'identifier les zones de sols pollués et donc les volumes de terres à excaver. Quacha et al. [23] ont montré que des algorithmes de recherche opérationnelle peuvent être employés pour optimiser le volume des terrains à retraiter. Les auteurs ont proposé un modèle de processus gaussien en prenant en compte l'agrégation des données expérimentales et les discontinuités physiques en l'appliquant sur un site industriel avec 118 échantillons de sols. L'exploitation des données avec cette approche par IA contribue à la fois à l'optimisation des volumes à retraiter mais aussi à la réduction des incertitudes.

4 Défis à relever dans le futur pour une adoption massive de l'IA

Si les perspectives d'innovation dans le domaine des technologies de la construction sont prometteuses, il reste des défis à relever. Un des problèmes majeurs évoqué au paragraphe 2.4 révèle que la représentation de l'information est encore inadéquate. D'importants défis fondamentaux doivent encore être résolus avant que les innovations technologiques puissent commencer à incorporer largement les techniques d'IA dans les outils logiciels en production.
Parmi les principaux défis, on citera le développement des jeux de données, l'explicabilité et l'acculturation.

4.1 Développement des jeux de données

Pour s'améliorer, l'IA nécessite des jeux de données fiables et qualifiés. Or, le Génie Civil pêche dans la gouvernance des données. Cela s'explique par plusieurs éléments, à la fois culturels et techniques. Premièrement, l'utilisation du papier est encore d'actualité aujourd'hui. Il n'est pas rare qu'un ouvrier ou un inspecteur transmettent des informations sous ce format plutôt que via un formulaire numérisé. Un travail de structuration et de développement d'outils logiciels est en cours dans la filière.
Deuxièmement, les structurations de données sont généralement spécifiques à une discipline, représentant les bâtiments avec la sémantique d'une seule vision professionnelle (comme l'architecture, l'ingénierie structurelle ou les systèmes de fluides). En tant que telle, la collaboration pluridisciplinaire à l'aide de modèles est difficile. La plupart des équipes utilisent des types de modèles distincts. Troisièmement, la sélection des données suivies n'est pas faite selon le paradigme d'une exploitation par l'IA par la suite. Dès lors, de nombreuses relations et propriétés d'objets sont encore implicites dans les modèles de données, laissées à l'interprétation intelligente de leurs

utilisateurs humains. De même, les spécifications de conception et les codes de construction définissent généralement des paramètres qui sont des compilations complexes de contraintes géométriques qui sont très difficiles à exprimer à l'aide d'ensembles de règles "si-alors".
Un travail de long terme est à conduire pour que des jeux de données massifs soient exploitables pour l'IA.
En parallèle des efforts à consentir pour développer des bases de données à grande échelle, l'IA pour le Génie Civil s'inscrit aujourd'hui dans la mouvance du *small data*. Les données à dispositions sont faibles en nombre mais résultent d'un processus intellectuel. C'est le cas notamment des mesures de capteurs structurels. Il n'est pas possible d'équiper densément les ouvrages : l'emplacement des capteurs est choisi aux points critiques. Ce choix résulte souvent d'une analyse complexe du type modèle aux éléments finis. Un autre élément explicatif du *small data* en génie civil est l'unicité des chantiers et des structures. En effet, contrairement aux usines, chaque environnement est différent. Cela pose les questions de représentativité et de transfert de connaissance entre les projets.

En phase de construction, un verrou supplémentaire est la connectivité Internet. En effet, l'ensemble des zones ne sont pas bien couvertes et sont sujettes à des coupures de courant [24]. Par exemple, les capteurs et les actionneurs communiquent des informations qui doivent être calculées en temps réel pendant la construction. Il est pertinent de chercher des moyens de résoudre ce problème de manière efficace et effective. L'utilisation des technologies de communication 4G (LTE/max) a permis de résoudre ce problème dans une large mesure. L'émergence de la 5G offre une fiabilité encore plus grande pour les chantiers de construction grâce à son débit de données élevé, la réduction de la latence, les économies d'énergie, la réduction des coûts, la plus grande capacité du système et la connectivité massive des appareils.

4.2 Interprétabilité et Explicabilité

Le domaine du Génie Civil vise à construire les infrastructures les plus pérennes en garantissant la sécurité des utilisateurs. Cela soulève des enjeux de compréhension des décisions et d'arbitrages pris lors de chaque étape du cycle de vie. Ce point renvoie aux notions d'interprétabilité et d'explicabilité qu'il convient de définir.

Selon Doshi-Velez et Kim [25], l'interprétabilité désigne « la capacité d'expliquer ou de présenter en termes compréhensibles pour un humain ». Quant à elle, l'explicabilité est associée à la logique et à la mécanique internes d'un système d'apprentissage automatique. Plus un modèle est explicable, plus la compréhension que les humains en ont est profonde.

Si, en pratique, les ingénieurs Génie Civil peuvent percevoir les modèles numériques aux éléments finis comme des boites-noires, des experts sont capables d'expliquer les lois sous-jacentes des simulations, même les plus complexes. Pour instaurer la confiance dans les systèmes d'IA et éviter les biais potentiels liés aux données, il est essentiel que les praticiens de la construction comprennent comment le système prend ses décisions. Il est donc nécessaire d'utiliser l'IA explicable (XAI) pour produire des modèles explicables et permettre aux humains de comprendre, de faire confiance et de gérer les systèmes. Cette explicabilité est d'autant plus importante que la conception des bâtiments et infrastructures peut mettre en péril des vies humaines.

4.3 Culture et gestion des talents

Il est connu que le secteur de la construction est l'un des secteurs les moins numérisés et qu'il est lent à adopter les nouvelles technologies. Cela s'explique par la nature risquée et coûteuse de la plupart des processus de construction, où les petites erreurs peuvent entraîner des conséquences énormes.
Contrairement à des secteurs comme l'industrie manufacturière, les sites de construction sont pour la plupart uniques et différents, ce qui nécessite une IA capable d'apprendre et de s'adapter rapidement dans des environnements changeants. Dès lors, les technologies d'IA à déployer dans le secteur de la construction doivent être utilisables dans différents projets ou sites de construction et testées de manière approfondie pour convaincre les entrepreneurs et les entreprises de construction de les utiliser. Il peut s'agir de tirer parti d'autres technologies numériques comme la blockchain pour améliorer la confiance et la transparence.
Sur le marché mondial, il y a une pénurie de talents formés à l'IA. Il est encore plus difficile de trouver les profils AI+X ayant une expérience dans la construction pour construire des solutions personnalisées visant à résoudre les nombreux problèmes du secteur. Or, contrairement à d'autres domaines, la connaissance du secteur est un atout majeur, à la fois pour la gestion du changement mais aussi pour la compréhension du problème. En effet, poser le problème d'optimisation sur une problématique de maintenance prédictive d'un pont du XIXe siècle est plus complexe que sur l'optimisation de publicités en ligne.

Pour favoriser l'adoption de l'IA dans ce secteur au cœur des enjeux climatiques et d'une importance économique majeure, les investissements publics et privés pour acculturer et former les professionnels de la construction est nécessaire.

5 Conclusion

Cet article présente les enjeux et cas d'usages de l'Intelligence Artificielle (IA) tout au long du cycle de vie des bâtiments et infrastructures.
L'Intelligence Artificielle n'en est qu'à ses débuts dans le domaine du Génie Civil. Pour autant, les cabinets de conseils comme Deloitte, McKinsey et PwC prédisent tous une accélération forte des investissements dans ces technologies. Depuis une dizaine d'années, des chercheurs ont ouverts la voie en mettant en application des solutions d'IA. Ces cas d'usages sont des preuves de concept qui démontrent que les retours sur investissement d'autres domaines sont possibles dans le secteur de la construction.
Pour autant, l'adoption massive se fera en considérant les défis du secteur : la structuration de jeux de données interopérables et fiables, l'explicabilité des modèles et la

gestion du changement.

Par ailleurs, la pertinence de l'IA est encore renforcée par d'autres tendances émergentes telles que le BIM et l'IoT. Avec l'augmentation des données générées tout au long du cycle de vie des bâtiments et l'émergence d'autres technologies numériques, l'IA a la capacité d'exploiter ces données et de tirer parti des capacités des autres technologies pour améliorer les processus de conception, de construction, d'exploitation et de démolition.

6 Références

[1] AGENDA, Industry. Shaping the future of construction a breakthrough in mindset and technology. WEF, Geneva, 2016.

[2] YOUNG, Damali, PANTHI, Kamalesh, et NOOR, Omar. Challenges Involved in Adopting BIM on the Construction Jobsite. EPiC Series in Built Environment, 2021, vol. 2, p. 302-310.

[3] ABIOYE, Sofiat O., OYEDELE, Lukumon O., AKANBI, Lukman, et al. Artificial intelligence in the construction industry: A review of present status, opportunities and future challenges. Journal of Building Engineering, 2021, vol. 44, p. 103299.

[4] RAVAL, Chintan, How Artificial Intelligence is transforming the Aerospace Industry, eInfochips, https://www.einfochips.com/blog/how-artificial-intelligence-is-transforming-the-aerospace-industry/, 2021.

[5] GOULET, James-A. Probabilistic machine learning for civil engineers. MIT Press, 2020.

[6] SVEIKAUSKAS, Leo, ROWE, Samuel, MILDENBERGER, James, et al. Productivity growth in construction. Journal of Construction Engineering and Management, 2016, vol. 142, no 10, p. 04016045.

[7] RICAUD, Yan, Innovation et BTP : la transformation du secteurest en marche, PwC, 2018.

[8] ALVAREZ, Laureano, DE REYNA, Galo, Construction Predictions, Deloitte, 2020.

[9] STOWE, Ken, LÉPINOY, Olivier, et KHANZODE, Atul. Innovation in the construction project delivery networks in Construction 4.0. In : Construction 4.0. Routledge, 2020. p. 62-88.

[10] MORENILLAS, Noémie, SKENARD, Gabriel, Les Entreprises en France, INSEE, 2019.

[11] ARMSTRONG, Geno, GILGE, Clay, Global Construction Survey 2019, KPMG, 2019.

[12] COMMITTE, NIMBS. National Building Information Modeling Standard. 2010.

[13] TSERANIDIS, Stavros, BROWN, Nathan C., et MUELLER, Caitlin T. Data-driven approximation algorithms for rapid performance evaluation and optimization of civil structures. Automation in Construction, 2016, vol. 72, p. 279-293.

[14] ZHANG, Wengang, GOH, Anthony TC, et ZHANG, Yanmei. Multivariate adaptive regression splines application for multivariate geotechnical problems with big data. Geotechnical and Geological Engineering, 2016, vol. 34, no 1, p. 193-204.

[15] DING, Lieyun, FANG, Weili, LUO, Hanbin, et al. A deep hybrid learning model to detect unsafe behavior: Integrating convolution neural networks and long short-term memory. Automation in construction, 2018, vol. 86, p. 118-124.

[16] GARCÍA FAURA, Álvaro, ŠTEPEC, Dejan, CANKAR, Matija, et al. Application of Unsupervised Anomaly Detection Techniques to Moisture Content Data from Wood Constructions. Forests, 2021, vol. 12, no 2, p. 194.

[17] WANG, Mudan, WANG, Cynthia Changxin, SEPASGOZAR, Samad, et al. A systematic review of digital technology adoption in off-site construction: Current status and future direction towards industry 4.0. Buildings, 2020, vol. 10, no 11, p. 204.

[18] REZAIE, Amir, ACHANTA, Radhakrishna, GODIO, Michele, et al. Comparison of crack segmentation using digital image correlation measurements and deep learning. Construction and Building Materials, 2020, vol. 261, p. 120474.

[19] HAMIDA, Zachary et GOULET, James-A. A stochastic model for estimating the network-scale deterioration and effect of interventions on bridges. Structural Control and Health Monitoring, 2021, p. e2916.

[20] Ministère de la transition écologique, Energie dans les bâtiments, Ecologie.gouv, https://www.ecologie.gouv.fr/energie-dans-batiments#:~:text=Le%20secteur%20du%20b%C3%A2timent%20repr%C3%A9sente,climatique%20et%20la%20transition%20%C3%A9nerg%C3%A9tique, 2021.

[21] CHOKOR, Abbas et EL ASMAR, Mounir. Data-driven approach to investigate the energy consumption of LEED-certified research buildings in climate zone 2B. Journal of Energy Engineering, 2017, vol. 143, no 2, p. 05016006.

[22] KURITCYN, Petr, ANDING, Katharina, LINß, Elske, et al. Increasing the safety in recycling of construction and demolition waste by using supervised machine learning. In : Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2015. p. 012035.

[23] QUACH, Alyssa Ngu-Oanh, TABOR, Lucie, DUMONT, Dany, et al. A machine learning approach for characterizing soil contamination in the presence of physical site discontinuities and aggregated samples. Advanced Engineering Informatics, 2017, vol. 33, p. 60-67.

[24] LOUIS, Joseph et DUNSTON, Phillip S. Integrating IoT into operational workflows for real-time and automated decision-making in repetitive construction operations. Automation in Construction, 2018, vol. 94, p. 317-327.

[25] DOSHI-VELEZ, Finale et KIM, Been. Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv preprint arXiv:1702.08608, 2017.