

Utilisation d'intelligence artificielle pour la gestion autonome de bâtiments

Stéphane Reynaud^{1,2}, Anthony Dumas¹, Ana Roxin², Ludovic Journaux³

¹ B27-AI, Recherche & Développement

² Université Bourgogne Europe, Laboratoire d'Informatique de Bourgogne (LIB) UR 7534

³ Institut Agro Dijon, Laboratoire d'Informatique de Bourgogne (LIB) UR 7534

sreynaud@b27.fr, adumas@b27.fr, ludovic.journaux@agro-dijon.fr, ana-maria.roxin@ube.fr

Résumé

Cette recherche explore l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans les systèmes de gestion des bâtiments pour créer des bâtiments intelligents et autonomes, en combinant modèles numériques, données de capteurs et information d'usage. L'étude aborde les défis de l'efficacité énergétique, du comportement des usagers et de la conformité réglementaire. Les principales questions scientifiques incluent le développement de modèles de connaissances, la gestion de grands ensembles de données et l'autonomie de l'exploitation des bâtiments à travers des stratégies pilotées par l'IA, en utilisant des méthodes d'IA neuro-symbolique.

Mots-clés

Bâtiment, intelligence artificielle neuro-symbolique, jumeau numérique.

Abstract

This research explores the integration of artificial intelligence (AI) into building management systems to create intelligent and autonomous buildings, by combining digital models, sensor data, and usage information. The study addresses challenges in energy efficiency, user behavior, and regulatory compliance. Key scientific questions include the development of knowledge models, the management of large data sets, and the autonomy of building operations through AI-driven strategies, using neuro-symbolic AI methods.

Keywords

Buildings, Neuro-symbolic artificial intelligence (NSAI), Digital Twin (DT).

1 Introduction

L'intelligence artificielle (IA) change la façon dont nous gérons et exploitons les bâtiments, transformant les systèmes de gestion des bâtiments (« Building Management System », BMS) traditionnels en entités intelligentes capables d'optimiser leur fonctionnement, de prendre des décisions et d'effectuer des prédictions [1]. Cette évolution des BMS représente un changement de paradigme dans l'industrie de l'architecture, de l'ingénierie et de la construction (« Architecture, Engineering and Construction », AEC).

Aussi, dans le cadre d'une thèse CIFRE, l'entreprise B27-AI, bureau d'étude et d'ingénierie spécialisé dans le secteur de l'AEC, et le Laboratoire d'Informatique de Bourgogne (LIB) collabore pour permettre de coupler les données de la maquette numérique à des données capteurs et à des données d'usage, afin de transformer ces données en des connaissances supportant la prise de décision. Dans ce cadre, nous supposons la maquette numérique existante et disponible « telle que construite ». La finalité est de permettre à un bâtiment de se comporter de manière autonome.

En effet, les systèmes de BMS sont depuis longtemps la pierre angulaire de l'exploitation des bâtiments, permettant le contrôle centralisé de divers systèmes tels que le chauffage, la ventilation et la climatisation (« Heating, Ventilation, and air Conditioning », HVAC), l'éclairage, et la sécurité. Cependant, les bâtiments deviennent plus complexes, avec des demandes d'efficacité énergétique et de confort de leurs usagers en augmentation. Faire évoluer les solutions de BMS traditionnelles s'avère un véritable défi, à la fois métier et scientifique [2].

Or, l'intégration d'IA dans les BMS, notamment à travers l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique et l'analyse de vastes quantités de données provenant de capteurs et d'équipements divers [1], permet l'évolution vers une gestion plus autonome des bâtiments.

Malgré les nombreux défis existants, comme les coûts d'intégration, la faible qualité des données existantes et la grande hétérogénéité des systèmes [3], ces systèmes autonomes peuvent être capables de prendre des décisions complexes sans intervention humaine, comme :

1. Prédire et prévenir les pannes d'équipement avant qu'elles ne surviennent [4]
2. Ajuster dynamiquement les systèmes du bâtiment en fonction de leur occupation ou utilisation et de facteurs externes [5]
3. Optimiser la consommation d'énergie et réduire l'empreinte carbone [2]
4. Améliorer le confort des usagers grâce à des contrôles environnementaux personnalisés [6]

Ainsi, le verrou consiste en une approche pour des bâtiments autonomes, capables de s'adapter et de prendre des décisions par rapport aux interactions avec les usagers. Les bâtiments devenant des entités intelligentes capables d'effectuer les

opérations et la maintenance quotidiennes, les gestionnaires d'installations peuvent se concentrer sur la mise en œuvre de décisions complexes et stratégiques.

2 Contexte et problématiques métier

Cette section fournit le contexte et les problématiques métiers qui sous-tendent la nécessité de faire évoluer la gestion des bâtiments.

Enjeux environnementaux. Les bâtiments consomment d'importantes ressources, en particulier lors de leur construction, et il est estimé qu'ils sont responsables d'environ 40% de la consommation totale d'énergie dans les pays industrialisés [5]. Malgré les efforts visant à réduire l'impact environnemental en cours depuis les années 1970, le défi reste impératif face au changement climatique. Les technologies numériques offrent des possibilités de gérer plus efficacement le cycle de vie des bâtiments, permettant de prendre des décisions éclairées en matière de durabilité. Selon les objectifs de développement durable (« Sustainable Development Goals », SDG) de l'ONU, les futurs bâtiments doivent s'appuyer sur une énergie propre et promouvoir santé et bien-être dans des villes durables. Le Pacte vert pour l'Europe de l'Union Européenne (UE) vise un impact climatique nul d'ici 2050, avec des initiatives de rénovation et de numérisation des bâtiments. Le nouveau Bauhaus européen encourage les approches créatives et interdisciplinaires pour concevoir des espaces durables, inclusifs et agréables [7].

En réponse à ces défis, les normes réglementaires évoluent et intègrent des exigences strictes concernant l'empreinte carbone des bâtiments (e.g. le label « Bâtiments à Énergie Positive et Réduction Carbone » E+C-), le suivi des matériaux via des passeports numériques, et la certification des performances environnementales (e.g. Haute Qualité Environnementale ou HQE). Ces évolutions contrastent fortement avec l'inertie inhérente du secteur et le temps long des constructions, soulevant ainsi le défi majeur de l'adaptabilité du bâti.

Données liées au bâtiment. Les technologies numériques dans le secteur de l'AEC reposent historiquement sur la modélisation des informations du bâtiment (« Building Information Modeling », BIM) à travers toutes les phases du cycle de vie du bâtiment, de sa conception à sa démolition et son recyclage, en passant par sa construction, son exploitation et sa maintenance. Cependant, le BIM donne généralement une représentation statique des diverses phases, et l'arrivée de nouvelles technologies comme l'internet des objets (« Internet of Things », IoT) ont montré le besoin d'évoluer vers une représentation plus dynamique des bâtiments et une intégration en temps réel des données [8].

Afin de faciliter le partage d'information et de limiter l'hétérogénéité des solutions propriétaires, il a été créé l'openBIM, un processus collaboratif soutenu par l'organisation BuildingSMART International, mettant l'accent sur l'interopérabilité des données des projets de construction grâce à des normes ouvertes et des vocabulaires communs. « Industry Foundation Classes » (IFC) est le format d'échange standard openBIM pour l'échange de

maquettes numériques de bâtiments et d'infrastructures dans le secteur de l'AEC, souvent caractérisé par des structures extrêmement complexes. Cette complexité a conduit à des défis dans la gestion des données IFC : bien qu'étant un vecteur important d'interopérabilité, l'IFC atteint ses limites lorsqu'il s'agit d'intégrer, traiter, manipuler, extraire et analyser des données provenant de maquettes numériques, de sources multiples et/ou de domaines adjacents [9].

Gestion des bâtiments axée sur les usages. Les bâtiments sont de plus en plus gérés de manière à optimiser non seulement la performance énergétique, mais également le confort global des usagers [2]. Les systèmes traditionnels basés sur des règles (e.g., les systèmes de gestion des bâtiments avec des points de consigne fixes) ne parviennent souvent pas à saisir la complexité et la variabilité des usages [10]. Les approches centrées sur les usages exploitent les données des capteurs (e.g., les mouvements, le CO₂, la température), les informations contextuelles (e.g. les horaires d'occupation) et les commentaires des usagers (par ex., les votes sur le confort thermique) [6].

Problématiques métiers. À partir du contexte présenté auparavant, 3 problématiques métiers ont été identifiées.

La première problématique métier (**PM1**) concerne l'enrichissement des représentations de la connaissance des bâtiments en intégrant les relations avec l'environnement et les usagers.

La seconde problématique métier (**PM2**) s'intéresse à la gestion des règles représentant des contraintes réglementaires, des comportements des usagers, ou des fonctionnements du bâtiment.

Enfin, la troisième problématique métier (**PM3**) consiste à interagir efficacement avec les bâtiments et à permettre l'adaptation dynamique du comportement de ces bâtiments en fonction de stratégies.

3 Problématiques scientifiques

Des objectifs et des problématiques métiers du projet de recherche découlent les problématiques scientifiques suivantes.

La première problématique scientifique (**PS1**), lié à la problématique métier PM1, porte sur la modélisation des connaissances intégrant les bâtiments, leurs systèmes et capteurs, leurs contextes environnementaux et réglementaires, et leurs relations avec les usagers. Pour construire cette représentation, il s'agira d'étudier les différentes ontologies de domaines existantes, de les compléter au besoin, de les assembler et de combler les manques de données.

La problématique métier PM2 soulève la seconde problématique scientifique (**PS2**), qui concerne la définition, la structuration et l'interaction de règles liées à la gestion des systèmes de bâtiments, aux préférences et comportements des usagers et à des contraintes externes (e.g. réglementaire). Il sera nécessaire d'étudier l'utilisation de règles logiques exprimées par des humains ou construites par des ordinateurs, et de s'intéresser aux mécanismes de transformation, d'apprentissage et d'adaptation de ces règles.

Enfin, la troisième problématique scientifique (**PS3**)

concerne l'autonomie de fonctionnement du bâtiment et découle de la problématique métier PM3. Pour parvenir à établir un système de gestion autonome contrôlé par des stratégies et encadré par des contraintes, il sera nécessaire d'étudier les différentes approches permettant de bâtir un jumeau numérique du bâtiment particulièrement adapté au raisonnement.

Pour l'ensemble de ces trois problématiques scientifiques, les approches d'IA symboliques semblent insuffisantes pour obtenir les attendus de niveau d'adaptation au contexte, d'efficacité dans le traitement des grands ensembles de données, et de flexibilité dans la gestion du bâtiment. Par ailleurs, les approches d'IA statistiques semblent également insuffisantes pour les besoins d'interprétabilité, de transparence et d'explicabilité considérés.

En effet, en prenant l'exemple du comportement des usagers, qui est aléatoire, dépendant du contexte, et hétérogène, les règles symboliques (e.g., « si un usager est présent, régler la température à 22°C ») sont souvent trop rigides pour prendre en compte au changement et s'adapter au contexte. Et si les modèles statistiques basés sur les données peuvent être efficaces, ils sont souvent opaques, peuvent être sur/sous-ajustés, ou entrer en conflit avec les réglementations et les exigences de sécurité.

4 Contexte scientifique

Dans cette section, nous abordons les fondements théoriques et les technologies scientifiques essentielles pour adresser chaque problématique.

4.1 Structuration des connaissances (PS1)

La modélisation de la connaissance est centrale pour représenter les composants du bâtiment, ses usages et son environnement.

Une **ontologie** est, dans un domaine spécifique, une représentation formelle des connaissances, composée de la définition de ses concepts, de ses propriétés et de leurs relations. Ces relations sémantiques servent de fondations pour le raisonnement et l'inférence [11].

Une **base de connaissances** (« Knowledge Base », KB) est une collection de connaissances structurées à l'aide d'ontologies : les instances de la KB sont appelées connaissances assertionnelles ou ABox (« Assertional box ») et son ontologie la TBox (« Terminological box ») [11].

Un **graphe de connaissances** (« Knowledge Graph », KG) est une forme particulière de KB, qui relie des connaissances sous forme de graphe, mettant ainsi l'accent sur les relations entre différentes entités (e.g. des personnes, des lieux, des objets, des concepts) [12]. Un KG peut exploiter les principes des données liées (« Linked Data » [13]) pour relier des connaissances définies dans différentes ontologies.

4.2 Gestion de règles et contraintes (PS2)

L'objectif de PS2 est de formaliser les comportements attendus, contraintes et préférences sous forme de règles logiques, utilisables par les systèmes de gestion bâtiment.

Une **règle logique** est une expression logique prenant la forme d'une implication, combinant des antécédents avec des connecteurs logiques pour déduire des conséquents. Elles

sont formulées au-dessus des ontologies afin de contraindre les connaissances qui y sont spécifiées, et les faire correspondre à un cas d'application ou une problématique spécifique. [14].

L'**IA symbolique** repose sur l'idée qu'un système intelligent peut être représenté par un modèle composé de symboles et de règles logiques explicites [15]. Ainsi, la connaissance est représentée de manière symbolique à l'aide d'un langage formel. Les raisonnements sont considérés comme des opérations formelles appliquées aux expressions et structures combinant les symboles du modèle.

4.3 Raisonnement et autonomie (PS3)

Le développement de la capacité d'autonomie du bâtiment repose sur des stratégies intelligentes d'adaptation, alimentées par des données réelles.

L'**IA statistique** se distingue de l'IA symbolique en privilégiant des approches basées sur les données et le calcul plutôt que sur les représentations symboliques [15]. La connaissance est encodée en données numériques et en probabilités, et traitée à l'aide de méthodes telles que l'apprentissage automatique et les algorithmes d'optimisation.

L'**IA neuro-symbolique** (« Neuro-symbolic artificial intelligence », NSAI) est un sous-domaine de l'intelligence artificielle qui combine les approches neuronales (i.e. statistiques) et symboliques [16]. L'IA neuro-symbolique utilise la logique formelle tirée du domaine de la représentation des connaissances et du raisonnement.

L'**apprentissage par renforcement** (« Reinforcement Learning », RL) est une catégorie d'algorithmes d'apprentissage automatique dans laquelle un agent intelligent apprend une politique optimale, en interagissant avec un environnement et en recevant des retours sous forme de récompenses ou de pénalités [17].

Un **jumeau numérique** (« Digital Twin », DT) est une « représentation numérique d'un objet observable, synchronisée avec celui-ci » [18]. Dans le cas d'un jumeau numérique de bâtiment (« Digital Building Twin », DBT), il s'agit d'un modèle virtuel du bâtiment et de ses composants, créé à partir de données et capteurs internes, permettant de surveiller et d'analyser ses performances en temps réel, et d'agir de manière éclairée sur sa forme physique [19].

Les **systèmes cyber-physiques** (« Cyber-Physical System », CPS) représentent une intégration de capacités de calcul et de processus physiques. Dans ces systèmes, la partie cybernétique (ordinateurs et réseaux) surveille et contrôle les processus physiques, avec des boucles de rétroaction [20].

5 État des lieux

Cette section analyse l'état actuel des recherches et des applications en lien avec les problématiques soulevées.

Apprentissage de règles logiques. L'extraction automatique de règles à partir de données utilise des approches neuro-symboliques [21] pour une meilleure précision [22] et une interprétabilité renforcée [23]. Il est possible d'utiliser ces approches dans le domaine de l'AEC, pour extraire automatiquement des règles, à partir de journaux de comportement des usagers ou de flux de

capteurs (e.g. température, humidité, CO₂, capteurs de mouvement, comptage d'occupation). Les KB, qui codent les contraintes de domaine, peuvent être intégrées aux règles apprises [24] et permettre d'établir une meilleure classification et détection d'éléments [25]. Appliquées au domaine de l'AEC, ces approches peuvent permettre d'intégrer des KB comportant, par exemple, les plages de confort thermique, les normes, et les préférences des usagers.

KG neuro-symboliques. Les KG peuvent être utilisés pour représenter plus finement les relations entre les zones du bâtiment, les usagers, les équipements et les éléments de contexte (e.g. météo, horaires d'occupation), en utilisant des ontologies adaptées aux divers domaines [26]. Les approches de raisonnement neuro-symbolique sur les KG [27] permettent notamment l'extraction et la synthèse de connaissances [28], l'apprentissage de règles logiques [29], et la vérification d'implications et de relations [30]. Dans le domaine de l'AEC, ces approches peuvent permettre de dériver des stratégies de contrôle basées sur les usages, ou pour détecter des anomalies (par ex., des données de capteurs contradictoires).

RL dans l'AEC. L'intégration de contraintes symboliques dans des méthodes de RL [17] peut permettre d'équilibrer les préférences spécifiques des usagers avec la consommation énergétique globale du bâtiment [31]. Les approches de RL peuvent également renforcer l'interprétabilité des décisions [32], consolidant la confiance des utilisateurs dans ces décisions [33]. Dans le domaine de l'AEC, ce type d'approche peut notamment être utilisé pour l'apprentissage des politiques de confort des usagers, de manière interprétable.

Intégration dans les CPS. Les CPS sont des systèmes qui reposent sur l'intégration transparente des composants physiques et des composants cybernétiques. Dans le domaine de l'AEC, les CPS sont peu étudiés, surtout dans la phase d'exploitation : les DBT leur sont préférés, car ils peuvent être vus comme une forme particulière de CPS, répondent davantage au besoin de simulation du secteur, et sont moins susceptibles à la faible densité de capteurs des bâtiments [34].

Intégration dans les DBT. Les DBT servent de répliques virtuelles pour l'intégration de données en temps réel et la modélisation prédictive. Les approches neuro-symboliques peuvent être intégrées dans les DBT pour simuler le comportement des usagers, adapter les règles de contrôle des bâtiments, puis les valider par rapport aux performances physiques du bâtiment [35], ou pour améliorer les interactions avec les utilisateurs [36]. La création, le positionnement et l'utilisation de capteurs virtuels dans les DBT peuvent améliorer la captation de données et compenser en partie la faible densité de capteurs physiques [37]. Les stratégies de maintenance réactives peuvent être transformées en approches proactives grâce à l'utilisation d'IA dans les DBT [38].

6 Contours de notre approche

Pour adresser l'ensemble des problèmes scientifiques exprimées, les technologies sémantiques constituent une approche solide et efficace. En utilisant des ontologies et des

graphes de connaissances, ces technologies permettent de mieux structurer, lier et interpréter les données issues de sources diverses et de formats variés. Cependant, elles présentent des limitations, notamment en termes de standardisation et d'adaptation à des systèmes existants. L'adoption des technologies sémantiques nécessite également une approche rigoureuse pour garantir la cohérence et la qualité des données à travers les différents processus de conception et de construction. En outre, le passage à une gestion de données dynamiques impose des efforts supplémentaires en termes de mise à jour continue et de traitement en temps réel, ce qui peut engendrer des défis supplémentaires sur le plan de la performance et de l'extensibilité [39].

Les principales ontologies en lien avec le domaine de l'AEC ne permettent pas de capturer complètement, et avec la finesse attendue, les connaissances spécifiques de B27-AI. Une première approche va donc être de spécifier la connaissance métier de l'entreprise, en analysant, modifiant et alignant les ontologies existantes concernant les capteurs, la maquette numérique, ou encore le profil des usagers. Des travaux ont été démarrés pour créer une ontologie spécifique, alignée avec IFC [40]. Les travaux d'alignement seront poursuivis afin d'aligner l'ensemble des éléments de cette ontologie avec leurs équivalents tels qu'existent dans les ontologies du domaine i.e. BRICK¹, SAREF², BOT³, SSN/SOSA⁴. L'idée est de permettre l'interopérabilité sémantique [41] entre ces vocabulaires en appliquant les principes de conception d'ontologies [13] et en répondant à la problématique scientifique PS1. Ceci permettra de constituer le vocabulaire métier B27-AI, qui sera la base de notre approche.

En plus des différentes ontologies, B27-AI a commencé à travailler sur la spécification d'ensembles de règles à destination de systèmes en lien avec le BMS, et prenant en compte les préférences des usagers (e.g. ouverture/fermeture de volets roulants en fonction de capteurs de luminosité et du profil de l'occupant de la pièce). Une seconde approche va donc être de spécifier sous forme logique, en suivant les termes de l'ontologie, différentes règles pour exprimer notamment les comportements des systèmes, les préférences des usagers, les habitudes d'usages, et les contraintes réglementaires. Il s'agira d'étudier également l'ajout de critères aux règles initiales, la sélection d'un ensemble de règles nécessaires et suffisantes par rapport à des critères, ou encore la priorisation entre les diverses règles. L'objectif est de parvenir à une classification de l'ensemble de ces règles par niveau de flexibilité et de granularité afin de répondre à la problématique scientifique PS2.

Grâce aux données d'usages et de capteurs couplées à celle de la maquette numérique, il est possible de créer un jumeau numérique du bâtiment. Une troisième approche va être l'ajout de connaissances, de règles et d'objectifs dans ce jumeau numérique puis de le doter de capacité de raisonnement et de prédiction. Il s'agira d'étudier la construction de stratégies de gestion du bâtiment, utilisant les règles existantes et en les adaptant en suivant les diverses

¹ <https://brickschema.org/>

² <https://w3id.org/saref>

³ <https://w3c-lbd-cg.github.io/bot/>

⁴ <http://www.w3.org/ns/ssn/>

contraintes (e.g. par RL neuro-symbolique). Il s'agira d'étudier également l'exploitation des connaissances en lien avec les stratégies de gestion pour permettre le comportement autonome du bâtiment, permettant ainsi de répondre à la problématique scientifique PS3.

7 Conclusion

L'intégration de l'IA dans la gestion des bâtiments représente une avancée significative vers l'automatisation et l'optimisation de leur exploitation. Grâce aux technologies telles que les jumeaux numériques, l'internet des objets (IoT), et les graphes de connaissances, les bâtiments peuvent évoluer pour devenir des entités intelligentes capables de gérer de manière autonome des processus complexes, en assimilant les comportements des usagers et les contraintes environnementales et règlementaires.

Toutefois, plusieurs défis demeurent, notamment en matière d'interopérabilité sémantique des données, de qualité des informations collectées, et d'intégration des systèmes existants. L'utilisation d'approches neuro-symboliques semble prometteuse pour surmonter ces obstacles. Les résultats de cette étude montrent qu'un cadre intégrant à la fois des connaissances et raisonnements symboliques, des règles logiques et des algorithmes d'apprentissage automatique pourrait répondre à ces défis.

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre gratitude à B27-AI pour ses contributions financières et matérielles, et à l'Agence Nationale de la Recherche et de la Technologie (ANRT) pour sa subvention CIFRE.

8 Références

- [1] S. K. Baduge *et al.*, « Artificial intelligence and smart vision for building and construction 4.0: Machine and deep learning methods and applications », *Automation in Construction*, vol. 141, p. 104440, sept. 2022, doi: 10.1016/j.autcon.2022.104440.
- [2] F. Ferrada, A. I. Oliveira, J. Rosas, P. Macedo, R. Almeida, et L. M. Camarinha-Matos, « Development of a Conceptual Architecture for the Energy Management of Building Ecosystems », in *Collaborative Networks and Digital Transformation*, L. M. Camarinha-Matos, H. Afsarmanesh, et D. Antonelli, Éd., Cham: Springer International Publishing, 2019, p. 418-430. doi: 10.1007/978-3-030-28464-0_36.
- [3] A. A. Khan, A. O. Bello, M. Arqam, et F. Ullah, « Integrating Building Information Modelling and Artificial Intelligence in Construction Projects: A Review of Challenges and Mitigation Strategies », *Technologies*, vol. 12, n° 10, Art. n° 10, oct. 2024, doi: 10.3390/technologies12100185.
- [4] A. H. Gourabpasi et M. Nik-Bakht, « BIM-based automated fault detection and diagnostics of HVAC systems in commercial buildings », *J. Build. Eng.*, vol. 87, p. 109022, juin 2024, doi: 10.1016/j.jobbe.2024.109022.
- [5] A. Clausen *et al.*, « A digital twin framework for improving energy efficiency and occupant comfort in public and commercial buildings », *Energy Inform.*, vol. 4, n° 2, p. 40, sept. 2021, doi: 10.1186/s42162-021-00153-9.
- [6] R. Bortolini, R. Rodrigues, H. Alavi, L. Felix Dalla Vecchia, et N. Forcada, « Digital Twins' Applications for Building Energy Efficiency: A Review », *Energies*, vol. 15, n° 19, p. 7002, oct. 2022, doi: 10.3390/en15197002.
- [7] G. Calcagno, A. Trombadore, G. Pierucci, et L. Montoni, « Untapping the Potential of the Digital Towards the Green Imperative: The Interdisciplinary BeXLab Experience », in *Technological Imagination in the Green and Digital Transition*, E. Arbizzani, E. Cangelli, C. Clemente, F. Cumo, F. Giofrè, A. M. Giovenale, M. Palme, et S. Paris, Éd., Cham: Springer International Publishing, 2023, p. 203-216. doi: 10.1007/978-3-031-29515-7_19.
- [8] M. Deng, C. C. Menassa, et V. R. Kamat, « From Bim to Digital Twins: A Systematic Review of the Evolution of Intelligent Building Representations in the Aec-Fm Industry », *J. Inf. Technol. Constr.*, vol. 26, p. 58-83, 2021, doi: 10.36680/j.itcon.2021.005.
- [9] C. Zhang, J. Beetz, et de Vries, « BimSPARQL: Domain-specific functional SPARQL extensions for querying RDF building data », *Semantic Web*, p. 1-27, août 2018, doi: 10.3233/SW-180297.
- [10] S. Chávez-Feria, G. Giannakis, R. García-Castro, et M. Poveda-Villalón, « From obXML to the OP ontology: developing a semantic model for occupancy profile », présenté à LDAC, 2020.
- [11] R. Brachman et H. Levesque, *Knowledge Representation and Reasoning*. in The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence. Morgan Kaufmann, 2004. doi: 10.1016/B978-1-55860-932-7.X5083-3.
- [12] D. Fensel *et al.*, « Introduction: What Is a Knowledge Graph? », in *Knowledge Graphs: Methodology, Tools and Selected Use Cases*, D. Fensel, U. Şimşek, K. Angele, E. Huaman, E. Kärle, O. Panasiuk, I. Toma, J. Umbrich, et A. Wahler, Éd., Cham: Springer International Publishing, 2020, p. 1-10. doi: 10.1007/978-3-030-37439-6_1.
- [13] T. Heath et C. Bizer, *Linked Data: Evolving the Web into a Global Data Space*. in Synthesis Lectures on Data, Semantics, and Knowledge. Cham: Springer International Publishing, 2011. doi: 10.1007/978-3-031-79432-2.
- [14] J. H. Gallier, *Logic for Computer Science: Foundations of Automatic Theorem Proving, Second Edition*. Courier Dover Publications, 2015.
- [15] M. Flasiński, *Introduction to Artificial Intelligence*. Springer, 2016.
- [16] P. Hitzler, A. Eberhart, M. Ebrahimi, M. K. Sarker, et L. Zhou, « Neuro-symbolic approaches in artificial intelligence », *National Science Review*, vol. 9, n° 6, p. nwac035, juin 2022, doi: 10.1093/nsr/nwac035.
- [17] H. Spieker, « Constraint-Guided Reinforcement Learning: Augmenting the Agent-Environment-

- Interaction », in *2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, juill. 2021, p. 1-8. doi: 10.1109/IJCNN52387.2021.9533996.
- [18] ISO 23247-1, *Systèmes d'automatisation industrielle et intégration — Cadre technique de jumeau numérique dans un contexte de fabrication — Partie 1: Vue d'ensemble et principes généraux*, 2021.
- [19] A. Fuller, Z. Fan, C. Day, et C. Barlow, « Digital Twin: Enabling Technologies, Challenges and Open Research », *IEEE Access*, vol. 8, p. 108952-108971, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2998358.
- [20] E. A. Lee, « Cyber Physical Systems: Design Challenges », in *2008 11th IEEE International Symposium on Object and Component-Oriented Real-Time Distributed Computing (ISORC)*, mai 2008, p. 363-369. doi: 10.1109/ISORC.2008.25.
- [21] R. Adamczak et K. Grabczewski, « A Hybrid Method for Extraction of Logical Rules From Data », juill. 2000.
- [22] B. Wei et Z. Zhu, « Neural Symbolic Logical Rule Learner for Interpretable Learning », 21 août 2024, *arXiv*: arXiv:2408.11918. doi: 10.48550/arXiv.2408.11918.
- [23] Z. Li, J. Guo, Y. Jiang, et X. Si, « Learning Reliable Logical Rules with SATNet », présenté à Thirty-seventh Conference on Neural Information Processing Systems, nov. 2023.
- [24] M. Xu *et al.*, « Reasoning based on symbolic and parametric knowledge bases: a survey », 2 janvier 2025, *arXiv*: arXiv:2501.01030. doi: 10.48550/arXiv.2501.01030.
- [25] J. Hong et T. P. Pavlic, « An Insect-Inspired Randomly Weighted Neural Network with Random Fourier Features For Neuro-Symbolic Relational Learning », 11 septembre 2021, *arXiv*: arXiv:2109.06663. doi: 10.48550/arXiv.2109.06663.
- [26] F. Lygerakis, N. Kampelis, et D. Kolokotsa, « Knowledge Graphs' Ontologies and Applications for Energy Efficiency in Buildings: A Review », *Energies*, vol. 15, n° 20, Art. n° 20, janv. 2022, doi: 10.3390/en15207520.
- [27] W. Hua et Y. Zhang, « System 1 + System 2 = Better World: Neural-Symbolic Chain of Logic Reasoning », in *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2022*, Y. Goldberg, Z. Kozareva, et Y. Zhang, Éd., Abu Dhabi, United Arab Emirates: Association for Computational Linguistics, déc. 2022, p. 601-612. doi: 10.18653/v1/2022.findings-emnlp.42.
- [28] L. Liu, Z. Wang, et H. Tong, « Neural-Symbolic Reasoning over Knowledge Graphs: A Survey from a Query Perspective », 30 novembre 2024, *arXiv*: arXiv:2412.10390. doi: 10.48550/arXiv.2412.10390.
- [29] Y. Wei, H. Li, G. Xin, Y. Wang, et B. Wang, « An original model for multi-target learning of logical rules for knowledge graph reasoning », 15 juillet 2022, *arXiv*: arXiv:2112.06189. doi: 10.48550/arXiv.2112.06189.
- [30] Y. Xie, Z. Xu, M. S. Kankanhalli, K. S. Meel, et H. Soh, « Embedding Symbolic Knowledge into Deep Networks », in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2019.
- [31] P. Graf et P. Emami, « Three Pathways to Neurosymbolic Reinforcement Learning with Interpretable Model and Policy Networks », 7 février 2024, *arXiv*: arXiv:2402.05307. doi: 10.48550/arXiv.2402.05307.
- [32] S. Milani *et al.*, « MAVIPER: Learning Decision Tree Policies for Interpretable Multi-Agent Reinforcement Learning », 11 juillet 2022, *arXiv*: arXiv:2205.12449. doi: 10.48550/arXiv.2205.12449.
- [33] E. M. Kenny, M. Tucker, et J. Shah, « Towards Interpretable Deep Reinforcement Learning with Human-Friendly Prototypes », présenté à The Eleventh International Conference on Learning Representations, sept. 2022.
- [34] B. Zhang, B. Yang, C. Wang, Z. Wang, B. Liu, et T. Fang, « Computer Vision-Based Construction Process Sensing for Cyber-Physical Systems: A Review », *Sensors*, vol. 21, n° 16, Art. n° 16, janv. 2021, doi: 10.3390/s21165468.
- [35] S. B. Hakim, M. Adil, A. Velasquez, et H. H. Song, « ANSR-DT: An Adaptive Neuro-Symbolic Learning and Reasoning Framework for Digital Twins », 15 janvier 2025, *arXiv*: arXiv:2501.08561. doi: 10.48550/arXiv.2501.08561.
- [36] A. Siyaev, D. Valiev, et G.-S. Jo, « Interaction with Industrial Digital Twin Using Neuro-Symbolic Reasoning », *Sensors*, vol. 23, n° 3, Art. n° 3, janv. 2023, doi: 10.3390/s23031729.
- [37] S. Yoon, Y. Choi, et J. Koo, « In situ virtual sensors in building digital twins: framework and methodology », *J. Ind. Inf. Integr.*, vol. 36, p. 100532, déc. 2023, doi: 10.1016/j.jii.2023.100532.
- [38] S. Agostinelli, « COGNIBUILD: Cognitive Digital Twin Framework for Advanced Building Management and Predictive Maintenance », in *Technological Imagination in the Green and Digital Transition*, E. Arbizzani, E. Cangelli, C. Clemente, F. Cumo, F. Giofrè, A. M. Giovenale, M. Palme, et S. Paris, Éd., Cham: Springer International Publishing, 2023, p. 69-78. doi: 10.1007/978-3-031-29515-7_8.
- [39] C. Jones, « Semantic Technologies in Knowledge Management », *European Journal of Information and Knowledge Management*, vol. 3, n° 1, Art. n° 1, mars 2024, doi: 10.47941/ejkm.1750.
- [40] S. Reynaud, A. Dumas, et A. Roxin, « Knowledge representation for neuro-symbolic digital building twin querying », in *The Second Workshop on AI for Digital Twins and Cyber-Physical Applications*, in *CEUR Workshop Proceedings*, vol. 3807. Jeju - South Korea, August: CEUR, août 2024, p. 48-75.
- [41] A. Roxin, W. Abdou, et W. Derigent, « Interoperable Digital Building Twins Through Communicating Materials and Semantic BIM », *SN COMPUT. SCI.*, vol. 3, n° 1, p. 23, oct. 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00860-w.