

Poster ID

Ontologie de Maintenance des Bâtiments et Capacités des Larges Modèles de Langage (LLM) pour le Peuplement



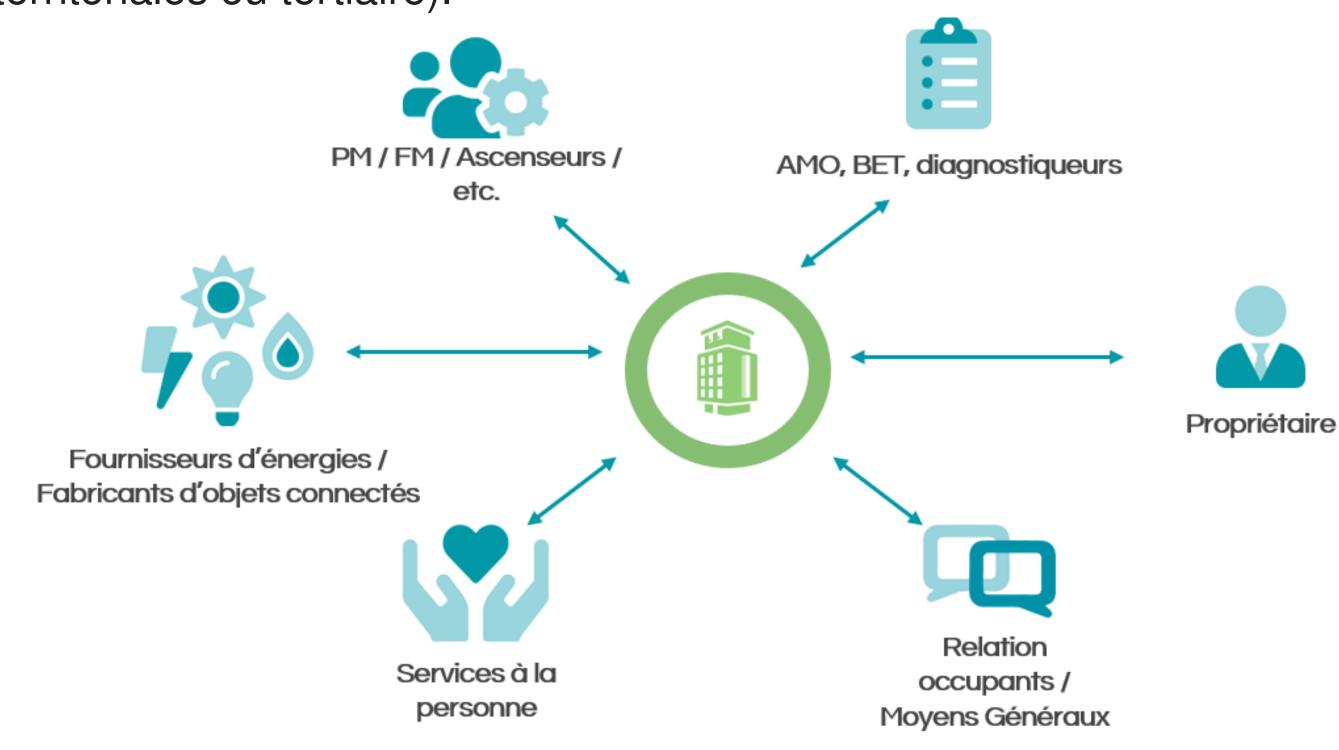
J. Mba Kouhoue, M. Lefrançois, A. Lesage, J. Lonlac, A. Doniec, S. Lecoeuche

Motivation

L'objectif de ce travail est, d'une part, de promouvoir une ontologie pour la représentation des données de maintenance des bâtiments, et d'autre part, d'évaluer la capacité des modèles de langage tels que ChatGPT et TexCortex pour l'automatisation du processus de peuplement de cette ontologie.

Ecosystème de maintenance des bâtiments

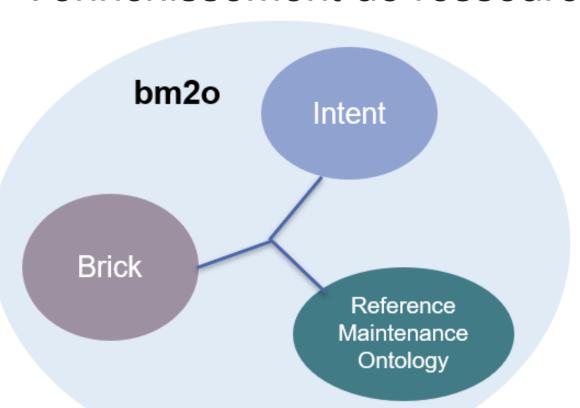
• Différents types d'acteurs: prestataires de services (ascensoristes, chauffagistes, multiservices, etc.), et clients (bailleurs sociaux, collectivités territoriales ou tertiaire).



• La diversité de ces parties prenantes complique le processus d'échange de données en raison de l'hétérogénéité des systèmes utilisés.

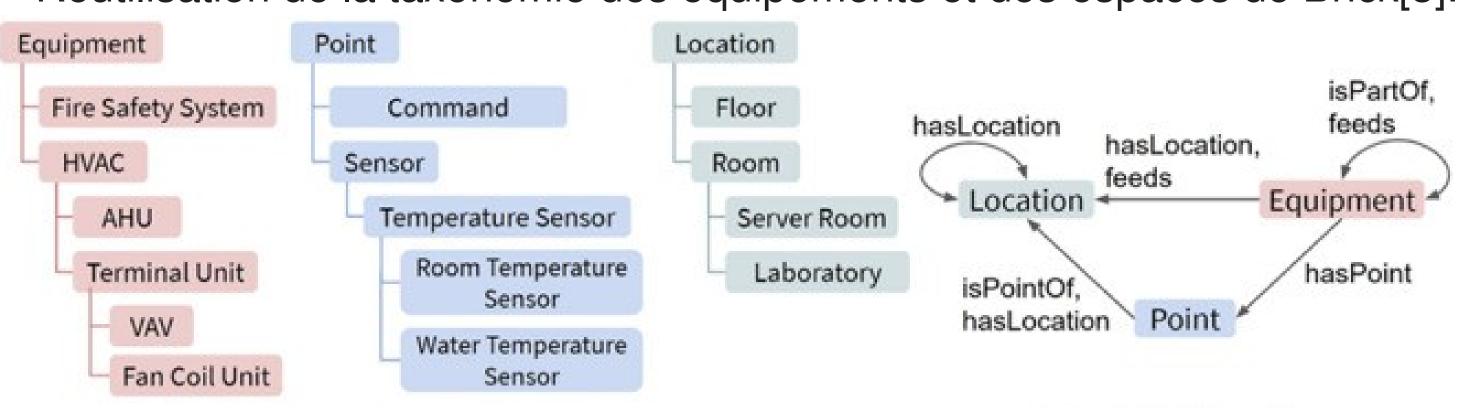
Méthodologie

• Approche de construction d'ontologie basée sur la réutilisation et l'enrichissement de ressources existantes [1, 2].

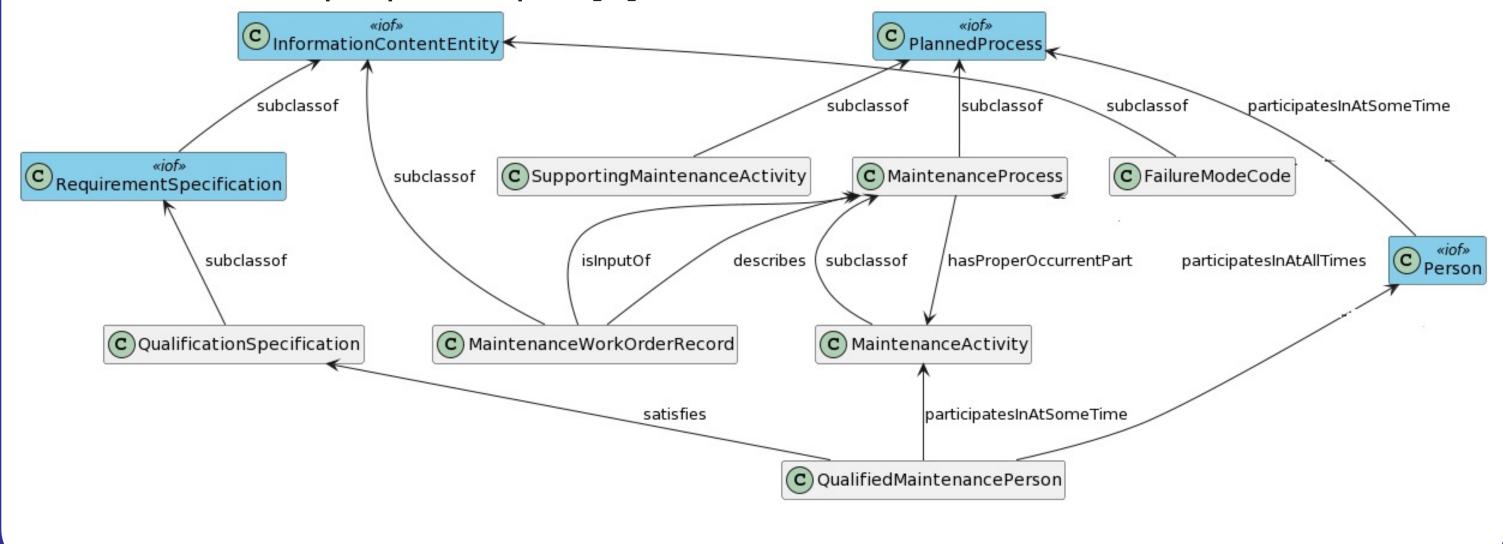


- bm2o: Building Maintenance Operations Ontology
- Intent:Entreprise du secteur immobilier [4].
- Modélisation et formalisation du vocabulaire métier d'Intent.
- Traitements NLP pour l'extraction des activités de maintenance.

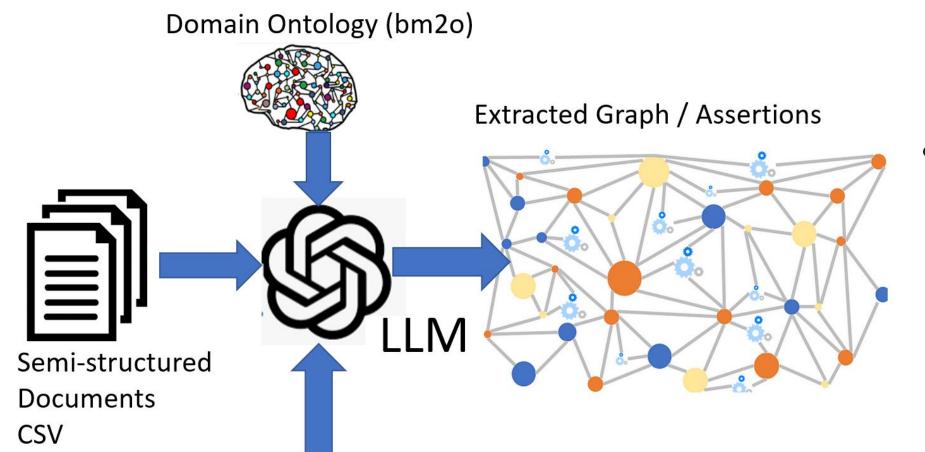
Réutilisation de la taxonomie des équipements et des espaces de Brick[3].



Réutilisation des ressources de l'ontologie de référence en matière de maintenance proposée par [5].



Peuplement à partir de LLMs



 Des données CSV semistructurées aux graphes de connaissances en utilisant des LLMs.

Prompt

- Evaluation empirique: 3 prompts testés sur les modèles GPT et Texcortex.
- Métriques: Accuracy, précision et F-score

$$Precision = \frac{VP}{VP + PF} \quad Rappel = \frac{VP}{VP + FN}$$

$$F\;mesure = \frac{2*Precision*Rappel}{Precision+Rappel}$$

Vrai Positif (VP) = assetion correcte, Faux Positif (FP) = assertion erronée,
 Faux Négatif (FN) = assertion manquante.

Résultats

| Operations | Manuel | | ChatGPT | | TextCortex | | | |
|------------|--------|----------|----------|-----------|------------|-----------|----------|--|
| | | prompt_1 | prompt_2 | prompt_3 | prompt_1 | prompt_2 | prompt_3 | |
| Op_1 | 47 | 20 | 45 | 46 | 26 | <u>53</u> | 54 | |
| Op_2 | 43 | 20 | 45 | <u>42</u> | 26 | 31 | 35 | |
| Op_3 | 38 | 20 | 45 | 41 | 26 | 27 | 21 | |
| Op_4 | 24 | 20 | 45 | 41 | 26 | 35 | 20 | |
| Op_5 | 26 | 20 | 45 | 41 | 26 | 18 | 24 | |
| Total | 178 | 100 | 225 | 211 | 130 | 164 | 154 | |

| Métrique Operations | | ChatGPT | | | TextCortex | | | |
|---------------------|--------|----------|-------------|-------------|------------|-------------|-------------|--|
| | | prompt_1 | prompt_2 | prompt_3 | prompt_1 | prompt_2 | prompt_3 | |
| Precision | Op_1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0.88 | 0.64 | |
| | Op_2 | 0 | 0.77 | 0.68 | 0 | 0.70 | <u>0.74</u> | |
| | Op_3 | 0 | 0.73 | 0.68 | 0 | 0.70 | <u>0.71</u> | |
| | Op_4 | 0 | 0.55 | 0.73 | 0 | <u>0.71</u> | 0.70 | |
| | Op_5 | 0 | 0.62 | <u>0.70</u> | 0 | 0.77 | <u>0.70</u> | |
| Rappel | Op_1 | 0 | 0.95 | 0.97 | 0 | 1 | 0.61 | |
| | Op_2 | 0 | 0.81 | <u>0.67</u> | 0 | 0.51 | 0.34 | |
| | Op_3 | 0 | 0.86 | <u>0.73</u> | 0 | 0.50 | 0.20 | |
| | Op_4 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0.37 | |
| | Op_5 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0.53 | 0.43 | |
| F-score | Op_1 | 0 | 0.97 | 0.98 | 0 | 0.94 | 0.63 | |
| | Op_2 | 0 | 0.79 | 0.68 | 0 | 0.59 | 0.47 | |
| | Op_3 | 0 | 0.79 | <u>0.70</u> | 0 | 0.58 | 0.32 | |
| | Op_4 | 0 | 0.71 | 0.84 | 0 | <u>0.83</u> | 0.48 | |
| | Op_5 | 0 | <u>0.76</u> | 0.82 | 0 | 0.63 | 0.54 | |
| | | | | | | | | |

Conclusion et Perspectives

- Ce travail a permis de mettre en place une ontologie pour la maintenance des bâtiments en se basant sur la réutilisation et l'enrichissement de ressources existantes.
- Les relations non taxonomiques ont été établies avec la collaboration des experts de la société Intent Technologie.
- Les travaux initiaux sur le peuplement à partir des LLMs montrent une bonne performance de ChatGPT et TextCortex.
- Nous envisageons pour la suite : étendre l'approche en testant une famille de modèles LLMs plus large, affiner le processus d'ingénierie des prompts, assurer la scalabilité des résultats, et évaluer l'apport de l'ontologie et des graphes de connaissances obtenus pour la résolution des problèmes métiers tels que l'appariement des codes de prestations.

REFERENCES

- [1] Deryle Lonsdale et al. « Reusing ontologies and language components for ontology generation ». In: Data & Knowledge Engineering 69.4 (2010), p. 318-330.
- [2] Boris Villazón-Terrazas et Asunción Gómez-Pérez. « Reusing and re-engineering non-ontological resources for building ontologies ». In: Ontology Engineering in a Networked World. Springer, 2011, p. 107-145.
- [3] harathan Balaji, Arka Bhattacharya, Gabriel Fierro, Jingkun Gao, Joshua Gluck, Dezhi Hong, Aslak Johansen, Jason Koh, Joern Ploennigs, Yuvraj Agarwal, et al. Brick: Towards a unified metadata schema for buildings. In Proceedings of the 3rd ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Built Environments, pages 41–50, 2016.
- [4] https://intent.tech/
- [5] aitlin Woods, Matt Selway, Tyler Bikaun, Markus Stumptner, and Melinda Hodkiewicz. An ontology for maintenance activities and its application to data quality. Semantic Web, (Preprint) :1–34, 2022.

REMERCIEMENTS & PARTENAIRES



Institut Mines-Télécom











Joël Mba Kouhoue

CERI SN - IMT Nor Europe
Intent Technologies
joel.mba-kouhoue@imt-nord-europe.fr

https://w3id.org/def/bm2o