

---

# Les défis des LLMs dans la gestion et l'extraction d'informations géographiques

**Christophe Claramunt**

*Institut de Recherche de l'Ecole navale, 29160 Lanvéoc-Poulmic  
christophe.claramunt@gmail.com*

---

**ABSTRACT.** *Large Language Models (LLMs) offer promising advanced capabilities for knowledge representation and extraction. However, their application to spatio-temporal information still presents significant research challenges. This short paper reviews the principles, strengths, and limitations of current LLMs, including biases, errors, and hallucinations that often arise in the manipulation and interpretation of geographic data. We analyze how LLMs recognize, structure, and manipulate spatio-temporal knowledge and discuss the research challenges that remain when these models are combined with Geographic Information Science (GIS). The paper addresses three main issues: (1) the ability of LLMs to extract and structure spatial and temporal knowledge from texts, (2) their limitations in handling the nature and imperfections of geographic data, and (3) potential solutions to improve their reliability and the open research questions. Additionally, the paper explores the tendency of LLMs to hallucinate, generating convincing but incorrect information, which is particularly problematic in geographic sciences. Through practical cases presented during the workshop, we discuss the potential of LLMs for GIS, the mechanisms underlying their functioning, and outline future research perspectives for the GIS community.*

**MOTS-CLES :** *LLMs, SIG, hallucinations, biais*

**KEYWORDS:** *LLMs, GIS, hallucinations, biases*

---

## 1. Introduction

Les grands modèles de langage (LLM) tels que ChatGPT, LLama ou Copilot révolutionnent le traitement du langage naturel, facilitant l'extraction et l'analyse de documents volumineux (Radford et al., 2019). Leur capacité à générer du texte de manière fluide et à synthétiser de grandes quantités d'informations en font des outils attractifs pour de nombreuses disciplines. Toutefois, leur application aux contextes géographiques présente des limites critiques dues aux spécificités inhérentes aux informations spatialisées (Van de Weghe et al, 2025).

Nous abordons dans ce court article trois grandes problématiques : (1) la capacité des LLMs à extraire et structurer des connaissances spatiales et temporelles à partir de textes, (2) leurs limites face à la nature et aux imperfections des données géographiques, (3) les tendances des LLMs à halluciner, c'est-à-dire à générer des informations erronées mais formulées de manière convaincante. Cet article aborde le potentiel des LLMs pour les Sciences de l'Information Géographique, les mécanismes qui en forment leurs fondements, tout comme les problématiques qui peuvent nous interroger autour de leurs applications, et ce, à travers des cas pratiques qui seront présentés et discutés lors de l'atelier ainsi qu'une discussion autour des perspectives ouvertes pour notre communauté de recherche.

## 2. Apprentissage, structuration et génération d'informations spatio-temporelles à partir de LLMs

Contrairement aux humains, qui acquièrent la connaissance géographique par leur culture, l'expérience sensorielle et la navigation, les LLMs ne manipulent que des descriptions textuelles, stockant les faits sous forme de « tokens » abstraits sans modèle spatial explicite (Bender et al., 2021). Les LLMs sont entraînés sur de vastes corpus textuels leur permettant de capturer des modèles linguistiques et des connaissances générales (Shoeybi et al., 2019). Cette dépendance aux données textuelles entraîne des difficultés de compréhension des informations spatio-temporelles car ils n'intègrent pas de représentations structurées de l'espace (Vaswani et al., 2017, Feng et al., 2023). Cette lacune se traduit par des erreurs systématiques lorsqu'ils sont appliqués à des processus impliquant la gestion et l'extraction de connaissances géographiques.

Si les Systèmes d'Information Géographique (SIG) intègrent des données qualitatives, les LLMs ne possèdent pas de cadre numérique efficace pour représenter les entités spatiales, leurs interrelations et les structures spatio-temporelles. Les LLMs ne s'appuient pas non plus sur des systèmes de coordonnées et fournissent des approximations textuelles de positionnement souvent imprécises (Ji and Gao, 2023). Ils peuvent par exemple échouer à matérialiser correctement les entités et les événements dans une séquence spatio-temporelle si les localisations et les datations ne sont pas présentes dans leur base d'entraînement (Barman et al., 2024). On peut citer également les erreurs de positionnement relatif, qui perturbent les relations spatiales entre lieux. Les erreurs d'échelle et de distance sont également fréquentes, les modèles privilégiant parfois des lieux populaires plutôt que précis. Les erreurs d'orientation se traduisent souvent par des directions aberrantes ou incohérentes avec une difficulté notable de prise en compte de la notion d'échelle et

de granularité temporelle dans leur analyse. Au final, l'absence d'intégration avec des bases de données spatiales fiables limite leur capacité à organiser correctement les informations géographiques dans un cadre formel manipulable (Li et al., 2024).

Une autre faiblesse des LLMs appliqués à la géographie réside dans leur gestion des informations incomplètes ou incertaines. La sur-représentation de certaines régions dans les corpus textuels conduit à des erreurs systématiques (Barman et al., 2024) et la traçabilité des données sources pose un vrai problème. Les biais culturels des sources textuelles peuvent conduire à une représentation inégale, favorisant certains lieux au détriment d'autres. Par exemple, les descriptions des villes occidentales sont généralement plus précises que celles des zones rurales ou des pays en développement, ce qui entraîne de nombreuses distorsions dans l'extraction de connaissances.

Les hallucinations sont particulièrement problématiques dans les sciences géographiques qui peuvent entraîner des erreurs voire des interprétations farfelues (Perkovic et al., 2023). D'une part, des données d'entraînement de qualité discutable peuvent introduire des biais et des incohérences, amenant le modèle à sur-représenter certains schémas géographiques tout en négligeant les variations locales ou les événements rares. D'autre part, l'absence de logique propre aux LLMs et l'utilisation de requêtes ambiguës favorisent des associations probabilistes erronées, entraînant des interprétations spatiales inexactes ou hors contexte. Ces modèles peuvent même élaborer des entités ou des relations inexistantes comme des villes ou des lieux imaginaires (Cleto and Jani, 2024). Ces hallucinations présentent un intérêt en tant que capacité créative, en générant des perspectives inédites ou en stimulant l'exploration de nouvelles représentations spatiales. Si leur potentiel artistique peut être fascinant, il ne doit pas occulter l'exigence de fiabilité et d'exactitude dans de nombreux contextes.

### **3. Défis ouverts et perspectives de recherche**

L'application des modèles de langage (LLMs) aux contextes géographiques reste limitée par des défis majeurs tels que les erreurs de structuration et d'interprétation, les biais et les hallucinations issues des limites intrinsèques dans la représentation et la manipulation des informations géographiques à partir de larges corpus de données hétérogènes et non structurées. Ces problèmes résultent d'outils de raisonnement spatial non appropriés et d'une intégration insuffisante avec les outils existant de représentation de données géographiques. Pour y remédier, plusieurs axes de recherche sont à explorer.

Les LLMs reposant uniquement sur des données textuelles ont une capacité limitée à comprendre les relations spatiales (Cohn et Blackwell, 2024). L'intégration de données visuelles et cartographiques favoriserait des processus de raisonnement plus robustes. Des modèles récents apportent des avancées prometteuses en combinant textes et données visuelles pour améliorer les interactions et les représentations spatiales (Wu et al., 2024, Chen et al., 2024). Toutefois, l'entraînement de tels modèles reste limité par la complexité des données géographiques et les contraintes de calcul. Les cadres conceptuels des sciences de l'information géographique, et l'intégration de concepts fondamentaux comme les

notions d'échelle, de granularité temporelle et de hiérarchie spatiale, la prise en compte de relations spatiales qualitatives, peuvent améliorer les capacités de raisonnement des LLMs en leur offrant une meilleure contextualisation des données et relations géographiques.

L'intégration des modèles de graphe offrent notamment des approches prometteuses pour structurer les connaissances spatiales et améliorer la traçabilité des inférences produites par les LLMs. Les LLMs permettent également de générer des ensembles de données synthétiques pour tester des hypothèses et entraîner des modèles spatiaux, mais cela impose la mise en place de protocoles fiables, structurés et représentatifs. L'amélioration de la prise en compte de la dimension géographique dans les LLMs nécessite leur intégration avec des infrastructures de données institutionnelles ou issues de démarches de données ouvertes, ce qui renforce la difficulté de telles démarches duales. La fiabilité des données participatives pose un défi, notamment en raison des biais et de la variabilité des qualités des données (Fonte et al., 2017). L'utilisation d'APIs et d'architectures hybrides permettrait aux LLMs d'accéder à des informations géographiques validées et mises à jour dynamiquement. Comparer ces données à des référentiels de haute qualité et développer des indices de véracité pourrait améliorer leur exploitation par les LLMs.

L'intégration des LLMs avec des bases de données spatiales en temps réel et des outils de vérification permettrait de réduire les incohérences. Croiser les sorties des LLMs avec des référentiels testés limiterait les hallucinations et améliorerait la précision des requêtes et des interprétations géographiques. L'entraînement de modèles multimodaux intégrant des représentations spatiales explicites est une voie prometteuse pour affiner leur compréhension des relations géographiques (Li et al., 2024). Des efforts récents tendent à spécialiser les LLMs pour les tâches géospatiales grâce à un « fine-tuning » des outils de SIG (Wei et al., 2024, Zhang et al., 2024).

Les hallucinations et biais des LLMs rendent indispensable l'intervention humaine pour garantir la qualité des informations géographiques. Un cadre collaboratif où les experts SIG valident et affinent les sorties des LLMs permettrait de minimiser ces risques. Non seulement des taxonomies des hallucinations doivent être développées, mais aussi des métriques robustes et des stratégies d'atténuation afin d'évaluer systématiquement et de corriger les biais, garantissant ainsi que les LLMs produisent des résultats plus fiables et équitables (Gallegos et al., 2024). L'évaluation des performances des LLM pour les tâches spatiales nécessite des benchmarks adaptés (Li et al., 2024). Ces évaluations pourraient inclure des tests sur des descriptions topologiques, directionnelles et métriques. L'intégration de mécanismes interactifs, comme des interfaces où les utilisateurs peuvent annoter et corriger les sorties des LLMs, renforcerait la fiabilité des modèles tout en tirant parti de leur capacité de génération de texte et d'analyse contextuelle. L'amélioration de l'intégration des LLMs dans les SIG nécessite une approche combinant données textuelles et spatiales, architectures hybrides et des protocoles de collaboration humain-IA. L'intégration des LLMs avec des mécanismes d'apprentissage multimodal et des protocoles de vérification renforcés, et l'intégration d'agents raisonnant permettraient de réduire les erreurs et d'améliorer la précision des

modèles. Ces avancées ouvriront de nouvelles perspectives pour l'exploitation des LLMs en géographie, tout en garantissant des résultats fiables et interprétables.

L'interaction des LLMs avec des agents intelligents peut améliorer les performances de sortie dans la manipulation et l'extraction de connaissances spatiales mais demande une optimisation des ressources computationnelles. La reproductibilité des inférences issues des LLMs appliqués aux SIG reste un défi majeur, en raison de la nature probabiliste et variabilité des modèles et de la variabilité des données géospatiales utilisées. L'association des LLMs avec des méthodes basées sur des règles et des modèles spatiaux analytiques multimodaux devraient permettre d'améliorer leur capacité à raisonner sur l'espace et le temps, en combinant apprentissage automatique et logique formelle.

La traçabilité des sources utilisées pour générer des réponses demeure problématique, rendant difficile la vérification et la reproductibilité des analyses. Un enjeu crucial est donc le développement de modèles explicables et auditables, intégrant des mécanismes de justification des inférences produites. Les biais culturels et géopolitiques inhérents aux bases de données textuelles peuvent renforcer des visions occidentalo-centrées de l'espace. Une piste de recherche consisterait à développer des stratégies d'équilibrage des corpus afin d'améliorer la représentativité des territoires sous-documentés. Des efforts supplémentaires sont nécessaires pour affiner ces modèles, notamment par le biais de collaborations interdisciplinaires impliquant des experts en SIG, en linguistique computationnelle et en intelligence artificielle. Les LLMs pourraient jouer un rôle clé dans l'annotation automatisée de corpus historiques et la reconstitution d'événements passés en croisant des sources textuelles, multidimensionnelles et cartographiques.

#### **4. Conclusion**

Les LLM représentent une avancée majeure pour l'extraction et l'analyse de connaissances, mais leur utilisation en contexte géographique demeure encore limitée par leurs biais et erreurs systématiques. L'intégration avec des bases de données de SIG, l'enrichissement par des ontologies et des graphes de connaissances, ainsi que des approches hybrides combinant apprentissage automatique et raisonnement symbolique sont autant de pistes pour améliorer leur fiabilité. L'avenir des LLM dans les humanités numériques spatialisées repose sur le développement de modèles hybrides intégrant à la fois des capacités linguistiques avancées et des mécanismes robustes de validation géospatiale. En combinant la flexibilité des modèles neuronaux avec la rigueur des approches symboliques, il sera possible d'obtenir des systèmes plus fiables et mieux adaptés aux exigences des sciences géographiques. Enfin, la combinaison des LLMs et des SIG soulève enfin des enjeux éthiques, sociaux, de gouvernance et de responsabilité. Qui est responsable des erreurs induites par ces modèles dans des contextes critiques ? L'intégration de principes éthiques et de cadres réglementaires adaptés devient essentielle pour encadrer leur utilisation dans les sciences de l'information géographique.

### Bibliographie

- Barman, D., Guo, Z., Conlan, O. (2024). The dark side of language models: Exploring the potential of LLMs in multimedia disinformation. *Machine Learning with Applications*, 16, 100545.
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots. *ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, 610-623.
- Chen, B., Xu, Z., Kirmani, S., Ichter, B., Driess, D., Florence, P., Sadigh, D., Guibas, L., Xia, F. (2024). *SpatialVLM: Endowing Vision-Language Models with Spatial Reasoning Capabilities*, arXiv:2401.12168.
- Cleto M., Jano, P. (2024). *Hallucinations in LLMs: Types, Causes, and Approaches for Enhanced Reliability*, retrieved from <https://osf.io/tj93u/download/?format=pdf>
- Cohn, A.G., Blackwell, R.E. (2024). *Evaluating the Ability of Large Language Models to Reason about Cardinal directions*. arXiv:2406.16528.
- Feng, Y., Ding, L., Xiao, G. (2023). GeoQAMap: Geographic question answering with maps leveraging LLM and open knowledge base. *International Conference on Geographic Information Science*, Schloss Dagstuhl–Leibniz-Zentrum, pp. 28-1.
- Fonte, C., Antoniou, V., Bastin, L., See, L. (2017). Assessing VGI data quality. In *Mapping and the Citizen Sensor* (pp. 137-163). Ubiquity Press.
- Gallegos, I .O., Rossi, R. A., Barrow, J. et al. (2024). Bias and fairness in large language models: A survey. *Computational Linguistics*, 1-79.
- Huang, Q., Cervone, G., Zhang, C. (2021). Social media remote sensing for disaster mapping: Harnessing the power of citizen-generated content. *Annals of the AAG*, 111(3), 951-967.
- Ji, Y., Gao, S. (2023). *Evaluating the Effectiveness of LLMs in Representing Textual Descriptions of Geometry*. arXiv:2307.03678.
- Li, W., Batty, M., Goodchild, M. F. (2024). GeoAI for Science and the Science of GeoAI. *Journal of Spatial Information Science*, 29, 1-17.
- Perkovic, G., Drobnjak, A., Boticki, I. (2024). Hallucinations in LLMs: understanding and addressing challenges. *IEEE MIPRO ICT Conference*.
- Radford, A., Wu, J., Child, R., Luan, D., Amodei, D., I. Sutskever (2019), Language models are unsupervised multitask learners, *OpenAI blog*, 1(8), p.9.
- Shoeybi, M., Patwary, M., Puri, R., LeGresley, P., Casper, J., B., Catanzaro (2019). *Megatron-LM: Training Multi-Billion Parameter Language Models Using Model Parallelism*, arXiv:1909.08053.
- Van de Weghe, N., De Sloover, L., Cohn, A. G., Huang, H., Scheider, S., Sieber, R., Timpf, S., Claramunt, C. (2025), Opportunities and challenges of integrating geographic information science and Large Language Models, *Journal of Spatial Information Science*, to appear.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Proceedings of NIPS*.
- Wu, W., Mao, S., Zhang, Y., Xia, Y., Dong, L., Cui, L., Wei, F. (2024). *Mind's Eye of LLMs: Visualization-of-Thought Elicits Spatial Reasoning from Large Language Models*. arXiv:2404.03622.
- Zhang, Y., Wang, Z., He, Z., Li, J., Mai, G., Lin, J., Wei, C., Yu, W. (2024). BB-GeoGPT: A framework for learning a large language model for geographic information science. *Information Processing & Management*, 61(5), p.103808.