

# **Pérenniser le savoir tacite des experts métier à travers les projets d'IA : retours d'expérience.**

Anna Nesvijevskaia\*

\*AKAIA, 115 avenue de Paris, 78000 Versailles  
anna.nesvijevskaia@gmail.com

Le phénomène data marque les organisations dans les années 2010 et connaît une nouvelle vague à travers le développement des usages de l'Intelligence Artificielle (IA) générative, et en particulier des grands modèles de langage, ou LLM (Minaee et al. 2024). Il se traduit souvent par la mise en place d'usages innovants au service des métiers historiques, touchant plus ou moins à toutes les fonctions d'une organisation et à tous les secteurs d'activité (Manyika et al. 2011). L'exploitation de ces usages correspond à une modification des pratiques des acteurs métier historiques, et induit des savoirs tacites nouveaux, comme cela a déjà pu être mis en évidence dans la pratique de la radiologie (Anichini et Geffroy 2021). Toutefois, la conception de tels usages mobilise également des savoirs tacites préexistants des acteurs métier, et leur rôle dans les projets IA est peu couvert dans la littérature qui se concentre essentiellement sur les aspects techniques.

En effet, les acteurs métier impliqués dans les projets IA sont considérés avant tout comme des responsables de l'expression du besoin (explicite) ou comme des utilisateurs de la solution IA. Ils collaborent avec des porteurs de compétences data, en particulier les Data Scientists. Le dispositif projet minimal ainsi constitué est polarisé entre les acteurs métier et data (Arruabarrena et al. 2019), et leur interaction, voire leur médiation, aboutit à l'expression d'une ou plusieurs problématiques métier que le modèle IA doit résoudre. Les modèles de processus sous-jacents à de tels projets, comme KDD (Fayyad et al. 1996) ou CRISP\_DM (Shearer 2000), tiennent compte de cette interaction, notamment à la formalisation des besoins métier ou la cyclicité. Par ailleurs, le risque de modification de cette expression des besoins fait partie des facteurs d'agilité (Boehm et Turner 2004) imposant une adaptation des méthodes de gestion de projet. Globalement, l'incertitude qui marque ces projets est souvent expliquée par le manque de culture data et IA des acteurs métier, la difficulté à prévoir la performance d'un modèle probabiliste, la rapidité d'évolution des modèles IA ou d'autres facteurs non spécifiques à l'IA. Le rôle du savoir tacite dans ce dispositif est noyé dans ces incertitudes. Quelle est sa place dans les projets IA ? Peuvent-ils contribuer à la pérennisation du savoir tacite au sein des organisations ?

Pour répondre à ces questions, cette contribution s'appuie sur un corpus de sept projets Data Science réalisés entre 2015 et 2024 au sein d'une entreprise française experte en conception d'outils d'IA. Ces projets sont sélectionnés parmi une centaine selon les critères suivants : ils ont fait l'objet d'une publication complète, ont mobilisé des acteurs métier, et sont en nombre suffisant pour saturer l'échantillon. Cette recherche-action anthropocentrée favorise l'étude qualitative des interactions humaines, observées directement et illustrées par des extraits de documents anonymisés et des verbatims. Il s'agit d'une analyse secondaire de données qui aboutit sur des pistes de réflexion abductives, à confirmer malgré leur crédibilité liée à l'observation directe et à leur richesse. Les cas comprennent des dispositifs de prévision d'activité sur un plateau d'assistance (Nesvijevskaia 2019; Nesvijevskaia et al. 2021), d'appels d'urgence par des boîtiers télématiques (Nesvijevskaia 2015), de détection de fraude (Nesvijevskaia et al. 2021; Nesvijevskaia et Le Mouellic 2024), de LLM pour

Pérenniser le savoir tacite à travers les projets IA.

l'Intelligence Economique (Nesvijevskaia et Berechet, 2024), de modèle d'attrition, de prévention santé-prévoyance, et enfin de prévision du prix des agrumes (Nesvijevskaia 2019).

Cette analyse de cas multiples met en lumière trois réflexions. La première est l'importance de la formalisation de la question métier : en effet, le Machine Learning consiste à modéliser la réponse la plus précise possible à une question métier donnée, ce qui nécessite une problématisation méthodique pour capturer et traduire des concepts explicites et implicites sous la forme de données. Cela garantit la pertinence et la performance du modèle. Ensuite, le savoir tacite est clé pour définir, prioriser et juger les critères d'évaluation des modèles, en particulier les plus récents de type LLM, capables de répondre à des objectifs multiples, car les critères statistiques sont limités pour mesurer la confiance dans les résultats. Enfin, la modélisation des savoirs tacites des experts métier peut constituer une finalité en soi de ces projets, afin de maîtriser les risques d'hommes clés ou de favoriser la mutualisation des savoirs. L'importance de la capture des savoirs métier tacites se heurte toutefois à des risques peu maîtrisés. En particulier, en s'imposant comme intermédiaire entre l'expert et le réel, un modèle IA peut nuire au développement de savoirs métier au profit de compétences liées à la manipulation des outils IA. Les impacts sociaux et psychologiques directs de tels risques sont peu connus, tout comme les impacts indirects sur la performance des entreprises qui activent ces usages.

- Anichini G. et Geffroy B. (2021), « L'intelligence artificielle à l'épreuve des savoirs tacites. Analyse des pratiques d'utilisation d'un outil d'aide à la détection en radiologie ». *Sciences sociales et santé* 39(2): 43-69. doi:10.1684/sss.2021.0200
- Arruabarrena B., Kembellec G., et Chartron G. (2019), *Data littérature & SHS : développer des compétences pour l'analyse des données.*
- Boehm B., et Turner R. (2004), *Balancing Agility and Discipline: Evaluating and Integrating Agile and Plan-Driven Methods.* doi:10.1109/ICSE.2004.1317503.
- Manyika J., Brown B. et Chui M. (2011), « Are you ready for the era of 'big data'? » *McKinsey Quarterly.*
- Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G. et Smyth P. (1996), « The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data ». *Communications of the ACM* 39(11).
- Minaee S., Mikolov T., Nikzad N., Chenaghlu M., Socher R., Amatriain X., et Gao J. (2024), « Large Language Models: A Survey ». <http://arxiv.org/abs/2402.06196>.
- Nesvijevskaia A. (2019), « Phénomène Big Data en entreprise : processus projet, génération de valeur et Médiation Homme-Données ». Thèse. Paris, CNAM.
- Nesvijevskaia A., Aliprandi E., Lesperance C., Ouillade S., Masdeu V., Esnault C., et Zucker J.-D. (2021), « An Approach to Bridge the Gap between State-of-the-Art Predictive AI Algorithms and Real-World Activity Forecasting Constraints ». In *Transactions on Computational Science & Computational Intelligence*, Springer, 15.
- Nesvijevskaia A., et Le Mouellic S. (2024), « AI Documentation Method with Databook: Case Study of a Fraud Detection Model Audit. » In *Data for Policy: Book of Abstracts*, Imperial College London: Zenodo, 69-72. doi:10.5281/zenodo.12805534.
- Nesvijevskaia A., Ouillade S., Guilmin P., et Zucker J.-D. (2021), « The Accuracy versus Interpretability Trade-off in Fraud Detection Model ». Cambridge University Press
- Nesvijevskaia A. et Berechet (2024), « LLM, confiance et performance : étude de cas d'une solution d'intelligence économique ». *Docsoc2024*. Genève
- Shearer C. (2000), « The CRISP-DM model : the new blueprint for data mining ». *Journal of Data Warehousing*: 13-22.