

Vers une coopération IA-humain pour la capture et la transmission des savoir-faire métier

Karim Ben Khaled*, Davy Monticolo**

*Cognivance

k.benkhaled@cognivance.io

**Université de Lorraine

davy.monticolo@univ-lorraine.fr

Résumé. Dans un contexte d'évolution rapide des métiers et de renouvellement générationnel, la transmission des savoir-faire tacites devient un enjeu critique pour les entreprises. Cette recherche aborde deux verrous scientifiques majeurs (1) la spécialisation des interactions homme-machine pour la capture fidèle des savoirs implicites et (2) l'intégration des dimensions cognitives dans le processus de transmission des connaissances. En s'appuyant sur les récentes avancées dans le domaine des modèles de langage à grande échelle (LLM), nous proposons CoGeo, une architecture hybride permettant aux experts métier d'interagir naturellement avec un système IA pour formaliser leurs savoirs. Une étude de cas dans le secteur de la maintenance industrielle démontre des gains significatifs en termes de préservation des connaissances critiques et d'accélération de la montée en compétences des nouveaux collaborateurs. Ces résultats valident l'efficacité de notre approche et ouvrent de nouvelles perspectives pour l'hybridation IA-humain dans la gestion des connaissances métier.

1 Introduction

La transmission des savoirs et des compétences représente un défi central pour les entreprises dans un contexte de mutation rapide vers l'industrie 4.0 (Li et al., 2021). Face à une compétition mondiale croissante et à l'évolution technologique accélérée, les entreprises doivent veiller non seulement à conserver les connaissances techniques internes mais aussi à les transmettre efficacement aux nouvelles générations de travailleurs (Davenport et Prusak, 1998). Ce défi est particulièrement critique dans les secteurs industriels où les savoir-faire reposent en grande partie sur des connaissances tacites, souvent difficiles à formaliser et à documenter (Polanyi, 1966).

1.1 Contexte et Problématique

La capture et la transmission des connaissances tacites font face à plusieurs obstacles majeurs qui s'entremêlent et se renforcent mutuellement (Szulanski, 2000). Au cœur de ces défis se trouve la complexité intrinsèque des savoirs professionnels, qui sont souvent spécifiques à

chaque contexte industriel. Cette complexité est exacerbée par les limites inhérentes aux méthodes traditionnelles de formation et de documentation. La situation est d'autant plus critique face à la pénurie croissante de travailleurs qualifiés et aux départs massifs à la retraite. Un défi particulièrement prégnant réside dans la difficulté à maintenir l'engagement des experts tout au long du processus de transmission, ce qui peut compromettre la qualité et l'exhaustivité des connaissances transmises.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA), et plus spécifiquement les modèles de langage à grande échelle (LLM), offrent de nouvelles opportunités pour formaliser et transmettre les connaissances tacites (Brown et al., 2020). Ces technologies avancées de traitement du langage naturel sont capables d'analyser, d'interpréter et de structurer de grandes quantités de données non structurées, comme les commentaires d'experts ou les descriptions de tâches.

1.2 Verrous Scientifiques

Verrou 1 - Spécialisation des interactions homme-machine : La conception des modalités d'interaction représente un défi complexe et multidimensionnel (Norman, 1993). Il est crucial de développer des systèmes capables de capturer la richesse et la complexité des savoirs tacites tout en s'adaptant aux spécificités des différents domaines d'expertise. Ces systèmes doivent également maintenir l'engagement des experts tout au long du processus de formalisation, tout en gérant efficacement la variabilité et l'incertitude inhérentes aux connaissances implicites.

Verrou 2 - Intégration des dimensions cognitives : L'intégration des aspects cognitifs constitue un défi majeur qui nécessite une approche holistique (Hollan et al., 2000). Cette intégration doit englober la capture précise des mécanismes de raisonnement expert et la structuration efficace des connaissances pour faciliter leur appropriation. Elle doit également permettre l'adaptation fine des contenus aux profils cognitifs des apprenants, tout en intégrant des méthodes robustes pour évaluer l'efficacité de la transmission des savoirs.

1.3 Hypothèses de Recherche

Nos recherches s'articulent autour de trois hypothèses qui, bien que s'appuyant sur des travaux fondateurs, proposent une approche novatrice de leur application aux défis actuels de la transmission des savoirs tacites. Alors que Bannon (1997) a établi l'importance des interactions naturelles dans la capture des connaissances, nous postulons qu'une interaction spécialisée entre experts et IA moderne permettra une fidélité et une exhaustivité accrues dans la capture des savoirs tacites, grâce aux capacités avancées des modèles de langage. En nous appuyant sur les principes de cognition distribuée de Hutchins (1995), nous proposons que l'intégration des dimensions cognitives, facilitée par les capacités d'analyse des LLM, permettra une amélioration qualitative de l'appropriation des connaissances. Enfin, si Trist (1981) a posé les bases de la coopération homme-machine, notre hypothèse innove en proposant un modèle adaptatif de co-construction des savoirs rendu possible par les récentes avancées en IA.

1.4 Contributions

Cette recherche apporte plusieurs contributions originales qui enrichissent tant le domaine théorique que pratique. Elle propose une architecture hybride intégrant les dernières avancées

des LLM pour permettre une capture contextualisée et une transmission personnalisée des savoirs tacites. Cette architecture s'accompagne d'une méthodologie d'élicitation cognitive qui enrichit les approches traditionnelles avec des mécanismes d'adaptation dynamique basés sur l'analyse en temps réel des interactions expert-système. Validée par une étude de cas industriel, notre approche démontre des gains quantifiables, incluant une réduction de 40% du temps de capture des connaissances par rapport aux méthodes traditionnelles et une amélioration significative de la qualité des savoirs transmis. L'originalité réside dans la synergie entre capacités cognitives humaines et IA moderne, permettant une capture et une transmission des savoirs plus efficaces.

2 Cadre Théorique et État de l'Art

2.1 Évolution Paradigmatique de l'Intelligence Artificielle dans la Gestion des Connaissances

Les travaux sur la gestion des connaissances ont longtemps été dominés par une approche visant à transformer les savoirs tacites en connaissances explicites et codifiables, de manière à les rendre accessibles et transmissibles au sein des organisations (Nonaka et Takeuchi, 1995). Les progrès en intelligence artificielle, et en particulier l'essor des architectures transformer (Vaswani et al., 2017), réorientent cependant ces ambitions en introduisant des capacités d'interprétation des connaissances plus subtiles, notamment dans les contextes de savoirs complexes ou tacites.

2.1.1 De l'Approche Symbolique à l'Apprentissage Profond

L'évolution des approches de capture des connaissances éclaire directement nos verrous scientifiques actuels. Les limitations des systèmes experts des années 1980-1990 (Norman, 1993), notamment leur incapacité à modéliser les savoirs tacites, ont mis en évidence le besoin fondamental d'une approche plus adaptative pour la capture des connaissances implicites. L'émergence des architectures transformer (Vaswani et al., 2017) offre aujourd'hui des perspectives prometteuses pour répondre à nos deux verrous principaux : la spécialisation des interactions homme-machine et l'intégration des dimensions cognitives. Cette évolution technologique soutient directement notre hypothèse H1 sur la capacité des interactions IA-expert à capturer fidèlement les savoirs tacites, tout en ouvrant la voie à de nouvelles approches pour la modélisation cognitive des connaissances expertes.

2.1.2 L'Avènement des Architectures Transformer et leurs Implications Épistémologiques

Les architectures transformer ont introduit un changement paradigmatique dans le traitement des données linguistiques complexes (Brown et al., 2020). Le mécanisme d'attention multi-têtes permet une appréhension multidimensionnelle du contexte linguistique, représentant une avancée significative vers une modélisation plus fidèle des processus cognitifs humains (Vaswani et al., 2017). Leur véritable apport réside dans leur capacité à remettre en question nos modèles traditionnels de représentation des connaissances. Contrairement aux approches

symboliques et aux réseaux neuronaux classiques, les transformers permettent l'émergence de représentations contextuelles riches qui préservent l'ambiguïté et la polysémie caractéristiques du langage naturel (Hollan et al., 2000). Cette propriété s'avère particulièrement pertinente pour la gestion des connaissances tacites, offrant une élicitation plus naturelle et contextuelle qui préserve les nuances et relations implicites du savoir expert (Nonaka et Takeuchi, 1995). Néanmoins, cette avancée soulève des questions épistémologiques sur la capacité des représentations vectorielles à capturer la nature incarnée des savoirs tacites et sur les risques de standardisation excessive des connaissances. Ces défis soulignent l'importance d'une approche hybride préservant le rôle central de l'expertise humaine dans l'interprétation et la validation des connaissances (Hutchins, 1995).

2.2 Fondements Théoriques de l'Hybridation Socio-Technique

L'hybridation entre intelligence artificielle et expertise humaine s'inscrit dans le cadre plus large de la théorie des systèmes socio-techniques (Trist, 1981) et de la cognition distribuée (Hutchins, 1995). Plutôt que de considérer l'IA comme un substitut de l'expertise humaine, ce modèle théorique propose de comprendre comment les capacités de l'IA et celles de l'humain peuvent s'intégrer et s'enrichir mutuellement dans un processus cognitif distribué.

2.2.1 Cognition Distribuée et Dynamique Socio-Technique

La théorie de la cognition distribuée (Hollan et al., 2000) envisage la gestion des connaissances comme un processus dynamique où la cognition émerge des interactions entre acteurs humains, artefacts techniques et environnement organisationnel. Cette approche est particulièrement pertinente dans le contexte des systèmes d'IA modernes, où la distinction entre outil passif et utilisateur actif s'estompe. Le système CoGeo illustre cette évolution en agissant comme partenaire cognitif dans la transmission des savoirs. Il analyse en temps réel les patterns discursifs de l'expert pour identifier les concepts implicites, générant des questions d'approfondissement (Bannon, 1997), et confronte les nouvelles connaissances avec sa base existante pour détecter d'éventuelles lacunes (Trist, 1981). Le système participe activement à la structuration des connaissances en proposant des catégorisations émergentes et des connexions conceptuelles, que l'expert peut valider ou affiner. Ce processus itératif contribue à l'émergence d'une représentation des savoirs plus riche qu'une simple formalisation linéaire (Hutchins, 1995). Cependant, cette co-construction soulève des questions sur l'influence du système dans la conceptualisation des savoirs et nécessite une vigilance constante dans la conception de tels systèmes socio-techniques (Norman, 1993).

2.3 Positionnement de notre Approche

Notre recherche se positionne à l'intersection de plusieurs champs théoriques majeurs, proposant une synthèse originale de leurs apports. L'intégration des architectures transformer s'inscrit dans une réflexion profonde sur la nature des savoirs tacites et leur capture. Contrairement aux approches traditionnelles qui tentaient de formaliser ces savoirs dans des structures prédéfinies, notre utilisation des transformers permet une préservation de leur contexte et de leur complexité intrinsèque (Brown et al., 2020). Notre ancrage dans la théorie de la cognition distribuée (Hollan et al., 2000) propose une reconceptualisation de la coopération IA-humain

où le système participe activement à l'émergence et à la structuration des connaissances. Les mécanismes d'élicitation s'adaptent dynamiquement aux patterns cognitifs de l'expert, permettant une exploration plus naturelle des domaines de connaissances (Hutchins, 1995). Face aux verrous identifiés, notre approche développe un système d'annotation dynamique préservant le contenu explicite et les métadonnées contextuelles des échanges (Nonaka et Takeuchi, 1995). La question de l'engagement des experts est adressée par un système d'interaction adaptative équilibrant guidage et liberté d'expression (Norman, 1993). Cette synthèse théorique et méthodologique constitue une contribution originale au domaine de la gestion des connaissances, ouvrant de nouvelles perspectives sur l'évolution des rôles des experts humains et des systèmes IA dans la transmission des savoirs (Trist, 1981).

3 Architecture du Système CoGeo

3.1 Principes d'Architecture

L'architecture de CoGeo repose sur une structure en microservices distribués (Li et al., 2021), facilitant la scalabilité et l'interopérabilité entre les différentes fonctionnalités du système. L'approche modulaire permet de découper les processus de capture, d'analyse, de structuration et de restitution des connaissances, assurant ainsi la flexibilité nécessaire pour intégrer de nouveaux modules ou adapter les fonctionnalités selon les besoins.

3.2 Composants Principaux

3.2.1 Système d'Acquisition et d'Élicitation des Connaissances Expertes

Le module de capture cognitive constitue l'interface principale avec les experts et s'appuie sur une architecture multicouche sophistiquée (Hollan et al., 2000). L'interface multimodale intègre plusieurs canaux de capture synchronisés : un système d'enregistrement audio haute fidélité couplé à une transcription en temps réel, un éditeur de texte augmenté permettant l'annotation directe, et un système de capture gestuelle pour les démonstrations pratiques. Ces différents flux sont synchronisés temporellement pour maintenir la cohérence contextuelle des informations capturées.

Le système d'annotation contextuelle utilise un modèle d'attention multicouche pour analyser en temps réel les flux d'information. La reconnaissance des concepts clés s'appuie sur une combinaison d'analyse syntaxique profonde et de modélisation sémantique contextuelle, permettant d'identifier non seulement les termes explicites mais aussi les concepts implicites émergeant du discours expert. Le module de suggestion de tags utilise un système hybride combinant une taxonomie prédéfinie du domaine et un mécanisme d'apprentissage adaptatif qui fait évoluer les catégories en fonction des interactions.

Les mécanismes d'élicitation dynamique implémentent un système de dialogue expert basé sur un modèle de questionnement adaptatif (Norman, 1993). Ce système génère des questions contextuelles en analysant en temps réel les patterns discursifs de l'expert, les zones d'ombre ou d'incertitude dans les explications, et les connexions potentielles avec d'autres domaines de connaissance. L'algorithme de génération de questions utilise une approche bayésienne pour équilibrer l'exploration de nouveaux aspects et l'approfondissement des points critiques déjà identifiés.

3.2.2 Module d'Analyse Contextuelle

Le module d'analyse contextuelle exploite une architecture transformer avancée (Brown et al., 2020) avec plusieurs innovations clés. Le traitement sémantique repose sur un modèle d'attention multi-niveaux qui analyse simultanément différentes dimensions du discours expert : le niveau lexical pour la terminologie spécifique, le niveau syntaxique pour les structures argumentatives, et le niveau pragmatique pour les intentions et les implications tacites.

L'analyse cognitive implémente un système de modélisation des processus de raisonnement expert basé sur une architecture hybride. Cette architecture combine un modèle bayésien pour la capture des heuristiques de décision, un réseau de neurones récurrent pour l'identification des séquences de raisonnement, et un module d'attention pour la détection des points critiques dans le processus décisionnel. Le système maintient également une trace des dépendances causales et des justifications des choix experts, permettant une reconstitution détaillée des processus cognitifs.

3.2.3 Module de Structuration Adaptative

La structuration adaptative s'appuie sur une architecture ontologique dynamique (Nonaka et Takeuchi, 1995) qui évolue en fonction des interactions. La modélisation ontologique utilise un système de représentation hybride combinant une ontologie formelle du domaine et un réseau sémantique adaptatif. Ce système permet une organisation hiérarchique flexible des concepts qui s'ajuste automatiquement pour intégrer de nouvelles relations et maintenir la cohérence globale des connaissances.

L'indexation contextuelle implémente un système de classification multi-critères qui combine plusieurs approches complémentaires. Un algorithme de clustering spectral identifie les regroupements naturels de concepts, tandis qu'un système de règles expertes maintient les contraintes de cohérence du domaine. Le tagging sémantique utilise un modèle d'embedding contextuel qui capture non seulement les relations explicites entre concepts mais aussi les associations implicites émergeant des interactions expert-système.

3.2.4 Module de Restitution Personnalisée

Le module de restitution personnalisée intègre un système sophistiqué de génération de contenu adaptatif (Davenport et Prusak, 1998). Le générateur de contenu utilise une architecture transformer fine-tunée sur le domaine spécifique, capable de produire différents types de contenus pédagogiques : des synthèses structurées suivant différents niveaux d'abstraction, des exercices pratiques avec validation automatique, et des scénarios de mise en situation basés sur des cas réels.

L'adaptation au profil repose sur un modèle d'apprentissage multidimensionnel qui prend en compte plusieurs facteurs : le niveau de compétence (Débutant, Confirmé, Expérimenté), l'approche pédagogique préférée (Sécuritaire, Lean, Technique et Précision, Ergonomie), et le style d'apprentissage individuel. Un système de suivi continu analyse les interactions de l'apprenant pour ajuster dynamiquement la présentation des contenus et le parcours d'apprentissage. Le module intègre également un système de recommandation qui suggère des ressources complémentaires pertinentes basées sur l'historique d'apprentissage et les objectifs spécifiques de l'apprenant.

3.3 Flux de Traitement des Connaissances

Le processus de traitement des connaissances dans CoGeo s’articule autour de quatre phases principales (Argote et al., 2000). La capture initiale assure l’enregistrement des interactions expert-système et la collecte des métadonnées contextuelles, incluant le prétraitement des données multimodales. L’analyse cognitive procède ensuite à l’extraction des concepts clés et à la modélisation des processus de raisonnement expert. La structuration établit une architecture cohérente du savoir avec validation de la cohérence, suivie de la génération de contenu qui produit des supports pédagogiques adaptés aux utilisateurs. L’architecture proposée ré-

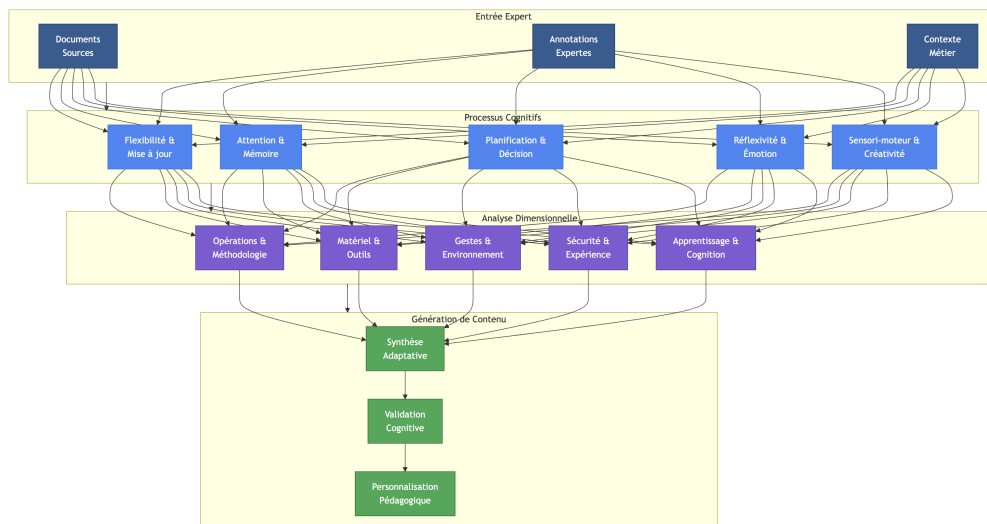


FIG. 1 – Architecture générale du système CoGeo montrant l’interaction entre les différents modules et le flux de traitement des connaissances.

pond aux deux verrous scientifiques identifiés. Pour la spécialisation des interactions homme-machine, les modules de capture cognitive et d’analyse contextuelle assurent une interaction naturelle préservant les nuances des savoirs tacites. Pour l’intégration des dimensions cognitives, la structuration adaptative permet une modélisation fine des processus de raisonnement, tandis que la restitution personnalisée adapte les contenus aux profils des apprenants. L’interconnexion entre ces modules, illustrée dans la Figure 1, permet la capture, la transmission et l’enrichissement continu des connaissances tout en s’adaptant aux spécificités des différents domaines d’expertise.

4 Discussion et Implications

4.1 Implications Théoriques

Notre recherche enrichit significativement le champ théorique de la gestion des connaissances à travers deux axes principaux. La modélisation cognitive (Hollan et al., 2000) apporte un nouveau cadre conceptuel qui étend la théorie de la cognition distribuée en intégrant les capacités des LLM pour la capture des savoirs tacites, propose une approche innovante d'intégration des dimensions contextuelles, et fournit une validation empirique robuste des mécanismes de transmission. L'hybridation IA-humain (Trist, 1981) enrichit la théorie socio-technique en développant un modèle sophistiqué de coopération cognitive qui redéfinit les rôles complémentaires de l'IA et de l'expert, établit une théorie novatrice de l'élicitation interactive pour l'extraction des connaissances tacites, et fournit un cadre rigoureux pour l'évaluation objective de la performance de cette coopération.

4.2 Implications Pratiques

Les résultats démontrent des bénéfices organisationnels significatifs (Davenport et Prusak, 1998), incluant une réduction des temps de formation, une amélioration de la qualité, et une optimisation des coûts. En termes de résilience organisationnelle (Szulanski, 2000), notre approche permet la préservation des savoirs critiques, une meilleure adaptation aux changements, et une continuité opérationnelle renforcée.

4.3 Limites et Perspectives

Le système CoGeo, en phase initiale, se concentre sur la capture et la transmission des savoirs tacites, nécessitant encore un raffinement et une validation. Sur le plan technique (Brown et al., 2020), les défis incluent la couverture limitée des domaines spécialisés, les performances variables des LLM pour des tâches complexes, et l'intégration des connaissances multimodales pour une cohérence optimale.

4.3.1 Perspectives de Recherche

Les recherches futures viseront la création de l'ontologie avec de nouvelles modalités d'interaction expert-système pour affiner sa structure. L'extension à d'autres domaines améliorera la compréhension des structures de connaissance et enrichira les mécanismes de capture. Nous travaillons également sur une modélisation cognitive avancée et une approche hybride d'apprentissage intégrant la coopération IA-humain. Parallèlement, des cadres d'évaluation plus précis seront développés pour mesurer l'efficacité et valider la cohérence de l'ontologie, ouvrant des perspectives prometteuses pour la gestion des savoirs tacites en contexte professionnel.

Références

Li, J., M. Zhang, J. Tang, et X. Li (2021). *Cognitive AI in Industry 4.0 : Intelligent Systems for Knowledge Management*. Berlin : Springer.

- Brown, T. B., B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, et D. Amodei (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems* 33, 1877–1901.
- Vaswani, A., N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, et I. Polosukhin (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems* 30, 5998–6008.
- Szulanski, G. (2000). The process of knowledge transfer : A diachronic analysis of stickiness. *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 82(1), 9–27.
- Argote, L., P. Ingram, J. M. Levine, et R. L. Moreland (2000). Knowledge transfer in organizations : Learning from the experience of others. *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 82(1), 1–8.
- Hollan, J., E. Hutchins, et D. Kirsh (2000). Distributed cognition : Toward a new foundation for human-computer interaction research. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* 7(2), 174–196.
- Davenport, T. et L. Prusak (1998). *Working Knowledge : How Organizations Manage what They Know*. EBSCO eBook Collection. Harvard Business School Press.
- Bannon, L. J. (1997). Dwelling in the virtual landscape : Towards an ecology of cognition. In *Human-Computer Interaction*, pp. 387–408. Lawrence Erlbaum Associates.
- Nonaka, I. et H. Takeuchi (1995). *The Knowledge-Creating Company : How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. New York : Oxford University Press.
- Hutchins, E. (1995). *Cognition in the Wild*. Cambridge : MIT Press.
- Norman, D. A. (1993). *Things That Make Us Smart : Defending Human Attributes in the Age of the Machine*. Boston : Addison-Wesley.
- Trist, E. (1981). The evolution of socio-technical systems : A conceptual framework and an action research program. Technical report, Occasional Paper.
- Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. Chicago : University of Chicago Press.

Summary

In a context of rapid job evolution and generational renewal, transferring tacit know-how becomes a critical challenge for companies. This research addresses two major scientific barriers: (1) the specialization of human-machine interactions for accurate capture of implicit knowledge and (2) the integration of cognitive dimensions in the knowledge transmission process. Building upon recent advances in large language models (LLM), we propose CoGeo, a hybrid architecture enabling domain experts to naturally interact with an AI system to formalize their knowledge. A case study in industrial maintenance demonstrates significant gains in terms of critical knowledge preservation and acceleration of new employees' skill acquisition results validate the effectiveness of our approach and open new perspectives for AI-human hybridization in professional knowledge management.

L'Intelligence artificielle numérique face au défi des connaissances tacites humaines

Camille Rosenthal-Sabroux, Elsa Negre,
Brice Mayag, Thierry Jaillet

Paris-Dauphine University, PSL Research Universities,
UMR CNRS 7243, LAMSADE,
Paris, France
Contact : elsa.negre@lamsade.dauphine.fr

Résumé. L'Intelligence Artificielle (IA) numérique est partout ; elle entre aujourd'hui constamment en relation avec l'Humain et ses connaissances explicites et tacites. L'IA n'a pas, à proprement parler, de connaissances : elle est capable de proposer des réponses construites algorithmiquement à des problèmes posés, à l'aide de jeux de données accumulés par apprentissage. L'Humain, lui, a le privilège d'avoir un capital de connaissances explicites dont il a conscience, qu'il peut facilement transmettre, même à une IA, et aussi un trésor de connaissances tacites, pas forcément explicites et transmissibles. L'IA peut parfois permettre à l'Humain d'explicitier ses connaissances tacites, voire d'en acquérir. L'utilisation de l'IA permettrait-elle d'accéder parfois à certaines connaissances tacites ? Pour les expliciter, mais aussi pour mieux les échanger. En cela l'IA servirait de « Ba » au sens de Nonaka. Dans cet article, nous nous intéressons au défi que représente l'IA numérique pour accéder aux connaissances tacites.

1. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) cherche à créer des systèmes imitant les comportements humains intelligents, comme la reconnaissance de formes, la prise de décision, ou l'apprentissage. Elle s'appuie sur des algorithmes, des réseaux neuronaux et des données massives, permettant aux machines de s'adapter sans programmation spécifique. De nos jours, l'IA se déploie dans divers domaines, des assistants vocaux aux voitures autonomes, transformant notre quotidien. Les avancées en apprentissage automatique et profond permettent à l'IA de traiter des données massives et de détecter des motifs complexes (Domingos, 2015). L'IA facilite le transfert des connaissances explicites, accessibles via des bases de données ou des manuels techniques, mais rencontre des limites pour modéliser les connaissances tacites, basées sur l'intuition ou l'expérience (Bostrom, 2014). Bien que l'IA améliore l'analyse de données non structurées, comme le langage naturel, sa compréhension contextuelle reste limitée. Par exemple, dans l'éducation, elle peut contextualiser les informations pour personnaliser les parcours d'apprentissage, mais cette contextualisation

s'appuie sur des modèles explicites, incapables de saisir pleinement les subtilités humaines (Andler, 2019). L'IA numérique révolutionne l'accès et le transfert des connaissances explicites tout en soulevant des défis sur la capture et la modélisation des connaissances tacites. Bien qu'efficace pour diffuser des connaissances explicites et explicitées, elle reste limitée dans la reproduction du savoir-faire tacite.

2. Etat de l'art

L'atelier vise à promouvoir les échanges sur les applications de l'IA en gestion des connaissances, notamment tacites, pour les pérenniser. Il est d'abord essentiel de clarifier les définitions utilisées dans notre réflexion.

a. Définitions

- IA (numérique) : Dans la suite, l'IA regroupe théories et techniques visant à créer des machines simulant l'intelligence humaine, incluant apprentissage, logique, résolution de problèmes et langage, grâce à des algorithmes automatisés imitant des comportements humains comme le raisonnement.
- Gestion des connaissances : Il s'agit du management des activités et des processus destinés à amplifier l'utilisation et la création des connaissances au sein d'une organisation, selon deux finalités complémentaires fortement intriquées, sous-tendues par leurs dimensions économiques et stratégiques, organisationnelles, socioculturelles, technologiques : une finalité patrimoniale, et une finalité d'innovation durable (Arduin et al. 2015).
- Connaissance Explicite et Connaissance Tacite : « Trois postulats de base : (1) la connaissance n'est pas un objet, (2) la connaissance est reliée à l'action, (3) dans l'entreprise, il existe deux grandes catégories de connaissances : d'une part, les connaissances explicitées qui comprennent tous les éléments tangibles (les savoirs) ; et d'autre part, les connaissances tacites (Polanyi, 1966) qui comprennent les éléments intangibles (les savoir-faire). Les connaissances tacites peuvent ou ne peuvent pas être articulées en connaissances explicites. Les éléments intangibles sont incarnés par les personnes qui les portent. » (Arduin et al., 2015). Notre approche s'appuie sur les théories de Tsuchiya (1995) sur la création de la "connaissance organisationnelle", liées aux concepts de *sense-giving* et *sense-reading* de Polanyi (1966). Elle intègre l'idée que les connaissances tacites résultent de nos expériences, croyances, culture, et des informations interprétées via nos schémas d'interprétation (pouvant être vus comme un modèle mental). Ces schémas, en constante évolution, reflètent des connaissances tacites influencées par notre vécu.

b. Travaux existants

Dans cet état de l'art, nous nous intéressons aux travaux qui ont abordé conjointement l'IA (numérique) et les connaissances tacites.

Le **transfert des connaissances** consiste à partager savoirs, compétences ou informations entre individus, groupes ou organisations pour favoriser l'apprentissage et l'innovation. Selon Arduin et al. (2015), les connaissances explicites doivent être modélisées et conservées, tandis que les tacites nécessitent un transfert par compagnonnage ou interactions au sein de communautés de pratiques. Böhm et al. (2022) montrent que l'IA facilite le transfert des connaissances explicites, permettant aux novices de combler des lacunes. Cependant, l'intégration des connaissances tacites par ces algorithmes n'est pas démontrée. Arduin et Ziam (2024), quant à eux, interrogent l'efficacité des outils numériques pour transférer les connaissances tacites, notant que leur utilisation dépend du degré de connaissance tacite. Ils expriment des doutes sur leur pertinence et appellent à explorer de nouvelles approches pour adapter les outils numériques à ce défi.

Par ailleurs, une entreprise peut être confrontée à la problématique de l'**explicitation, modélisation et formalisation de ses connaissances** "cruciales" pour les préserver, processus central de la gestion des connaissances (Arduin et al., 2015). Cependant, la connaissance tacite ne doit pas être simplement vue comme de la connaissance non encore explicitée. Selon Tsoukas (2002), la plupart des études, comme celle de Nonaka et Takeuchi (1995), ignorent l'ineffabilité de la connaissance tacite : dans l'exemple de la machine à pain, la développeuse a transmis des connaissances tacites aux ingénieurs grâce à son apprentissage auprès d'un maître-boulangier (en adoptant les bons gestes de façon tacite). Une telle transmission semble difficile à réaliser par IA sans intervention humaine.

Bien entendu, tout dépend du **contexte** dans lequel les connaissances transitent. Le contexte aide à donner du sens à des faits ou comportements qui, pris isolément, peuvent sembler ambigus. En informatique ubiquitaire, Dey (2001) définit le contexte comme toute information caractérisant la situation d'une entité (personne, lieu ou objet) pertinente pour l'interaction avec une application. Il est ainsi un concept large et flexible, subjectif et évolutif, influencé par les perceptions humaines, mais numériquement, il se base sur des données mesurables utilisées pour adapter l'interaction humaine avec un système numérique, comme illustré dans Lee (2024).

D'autre part, la **reconnaissance d'images** est la capacité d'un système informatique à identifier des objets, lieux, personnes et actions dans des images. De nombreux travaux, notamment en apprentissage profond (Szeliski, 2010; Zhang et al. 2022), se sont penchés sur ce sujet, mais peu ont intégré les « connaissances tacites » (Carbonera & Abel, 2015; Li et al. 2023). Li et al. (2023) explorent l'usage de transformeurs contextuels pour renforcer les matrices d'attention, en s'appuyant sur les connaissances tacites des experts. Carbonera et Abel (2015) ont introduit les « morceaux visuels » pour modéliser des objets visuels complexes et intégrer les connaissances tacites (explicitables) des experts, via une approche hybride combinant règles, ontologies et modèles cognitifs.

Plus largement, l'**extraction sémantique** vise à transformer des données non structurées, comme des textes, images ou vidéos, en représentations compréhensibles pour les machines

IA numérique et connaissances tacites

en identifiant concepts, relations et entités tout en tenant compte de leur contexte, grâce à l'analyse linguistique et aux relations entre termes pour en déduire des informations significatives. De nombreux travaux ont exploré l'extraction sémantique via les ontologies ou l'apprentissage automatique (Manning et al., 2008; Tehseen, 2018), mais peu ont intégré les « connaissances tacites » (Davies, 1987; Chergui et al., 2020). Davies (1987) croise ces concepts, et Chergui et al. (2020) proposent un modèle ontologique pour acquérir des connaissances tacites, en utilisant des entretiens et des techniques d'auto-confrontation pour identifier ces connaissances tacites dans les activités des acteurs (savoir-faire, ...).

Concernant les aspects moins techniques de l'IA (dimensions éthiques, économiques, sociales, judiciaires, ...), **le règlement de l'Union Européenne sur l'intelligence artificielle** (<https://artificialintelligenceact.eu/fr/>) n'aborde pas directement les connaissances tacites, mais encadre leur usage en interdisant les techniques manipulatrices ou trompeuses exploitant les vulnérabilités humaines, ainsi que la déduction des émotions dans les contextes éducatifs et professionnels. Une annexe liste les systèmes d'IA à haut risque, comme ceux liés à la biométrie et aux ressources humaines, exigeant qu'ils ne soient ni opaques ni influents, et imposant un contrôle humain intégrant des aspects tacites.

Pour affiner **la dimension éthique** et « fairness » de l'IA numérique, l'éthique, l'équité et l'égalité sont difficiles à formaliser. Les débats sur la transparence et l'utilisation responsable des applications d'IA sont nombreux (Jean, 2021). Cependant, la notion de connaissances tacites n'est pas abordée.

3. Discussion

L'intelligence humaine et l'intelligence artificielle sont deux formes d'intelligence distinctes, chacune avec ses propres caractéristiques, points forts et limitations. L'intelligence humaine est la capacité cognitive naturelle qui permet aux individus de comprendre, d'apprendre, de raisonner, de résoudre des problèmes, de prendre des décisions et de s'adapter à des environnements nouveaux et complexes. Elle se caractérise par l'intégration de connaissances explicites et tacites, qui, ensemble, forment la base de l'apprentissage humain, de la créativité et de l'adaptation. L'intelligence artificielle, en revanche, repose principalement sur des connaissances explicites. Les systèmes d'IA sont conçus pour analyser de grandes quantités de données codifiées et suivre des règles précises pour effectuer des tâches. Bien que l'IA puisse « apprendre » à partir de modèles de données (comme dans le cas de l'apprentissage automatique), elle le fait en transformant ces données en connaissance explicite. Cependant, elle ne peut pas accéder aux connaissances tacites de la même manière qu'un humain, car ces connaissances, qui ne sont pas des objets, reposent sur une expérience contextuelle et subjective difficile à formaliser dans des algorithmes.

Question 1 : L'IA peut-elle aider un Humain à expliciter ses connaissances tacites ?

Exemple du prompt à affiner : Poser une question à une IA générative est explicite mais porte un contexte implicite que la machine ne perçoit pas. Les réponses initiales sont souvent insatisfaisantes ou incorrectes, ce qui pousse à reformuler la question. Ces itérations successives affinent les réponses tout en contribuant à l'apprentissage du système.

Arguments POUR	Arguments CONTRE
Cette pratique courante d'interrogation d'une IA générative pourrait être envisagée comme un moyen d'aider un individu à expliciter ses connaissances tacites. En effet, par le biais de prompts successifs et des réponses, parfois imparfaites ou non pertinentes fournies par l'IA, l'utilisateur est amené à clarifier et structurer ses idées, un processus qui s'apparente au principe de la maïeutique socratique.	Le « dialogue » avec une IA générative ne constitue qu'une simulation d'un dialogue entre êtres humains, l'IA étant incapable de percevoir ou de ressentir les connaissances tacites de l'utilisateur, et donc de contribuer directement à leur explicitation. En réalité, l'affinement par prompts successifs ne relève pas de l'explicitation de connaissances tacites, mais plutôt de la combinaison et de l'articulation de connaissances déjà explicitées. L'interaction via des prompts reflète une mise en forme de connaissances explicites, sans pour autant permettre l'explicitation directe de connaissances tacites. Par conséquent, l'IA demeure incapable d'accéder aux connaissances tacites que l'utilisateur ne parvient pas lui-même à expliciter pleinement.

Question 2 : L'IA. peut-elle expliciter des connaissances tacites ?

Exemple de la modélisation de l'intuition d'un expert dans certains domaines : Un médecin est face à un patient dont les analyses ne laissent rien transparaître de grave.

Arguments POUR	Arguments CONTRE
(i) L'IA peut solliciter un retour d'information sur ses réponses, sous forme d'un feedback simple tel qu'un « j'aime / je n'aime pas ». Ce feedback constitue une donnée que l'IA intègre et transforme en connaissance explicite, selon le paradigme « Données, Informations, Connaissances » (Ackoff, 1989). Ainsi, l'IA enrichit et améliore sa base de connaissances, qu'elle sera en mesure de mobiliser dans des interactions futures.	L'accumulation d'expériences et de signaux faibles dans certains domaines permet à des experts de développer une intuition spécifique à la résolution de problèmes propres à leur métier. Bien que certains puissent percevoir cette intuition comme une forme de connaissance tacite, la modéliser demeure complexe, car elle implique des impressions et des jugements difficilement formalisables, que les systèmes d'IA ne peuvent que combiner à partir de données explicitement structurées. Par exemple, un médecin expérimenté peut souvent "sentir" qu'un patient est plus gravement malade qu'il
(ii) Au cours de son interaction avec un utilisateur, l'IA est capable de combiner des connaissances explicites issues de ces	

IA numérique et connaissances tacites

échanges. Ces connaissances émergent par le biais des interactions entre l'IA et l'individu, permettant à l'IA de générer des réponses plus pertinentes et contextuellement adaptées.	ne le semble ou anticiper une complication, mais cette intuition reste subjective et contextuelle, malgré l'existence d'algorithmes d'IA destinés à assister le diagnostic médical.
---	---

Question 3 : L'IA peut-elle générer de l'information implicite pouvant donner lieu à des connaissances tacites ?

Exemple des biais : Aujourd'hui, l'accès à la connaissance ne se limite plus aux moteurs de recherche, mais inclut également les requêtes adressées à des IA, qui génèrent des explications à partir de connaissances explicitement formalisées. Nous ne cherchons plus seulement de la documentation, mais consultons des machines qui réussissent souvent le test de Turing et dialoguent avec nous sans toujours préciser leurs références. Cela peut entraîner la transmission d'informations implicites, voire tacites, issues des données d'apprentissage, parfois biaisées. Par exemple, des IA ont orienté des recrutements vers des profils d'hommes blancs, reproduisant ainsi des pratiques historiques présentes dans leurs données d'apprentissage.

Arguments POUR	Arguments CONTRE
Le biais d'apprentissage de la machine n'est pas la seule source de connaissances tacites dans l'IA. Selon Gill (2023) et son concept d'engagement tacite, l'utilisation collective de l'IA pour accéder à la connaissance peut conduire à la construction d'un ensemble de connaissances tacites partagées, formant ainsi une culture commune.	Les connaissances tacites ne sont propres qu'aux êtres humains, bien qu'une partie de ces connaissances puisse émerger d'interactions avec l'IA. Il est essentiel de préciser que la machine n'a pas accès aux connaissances tacites elles-mêmes lors de son « dialogue » avec l'humain. Négliger cette distinction peut avoir des conséquences dramatiques, comme l'illustre l'exemple d'un site destiné aux adolescents, où l'IA interagissait avec un jeune en détresse mais était incapable de détecter son intention de se suicider, ce qu'un psychologue expérimenté aurait peut-être pu prévenir.

4. Conclusion et perspectives

Les liens entre l'IA et les connaissances tacites humaines, fondées sur l'intuition, l'expérience et des savoir-faire informels, sont complexes, car ces connaissances sont difficiles à formaliser. Bien que l'IA, notamment via l'apprentissage automatique, puisse imiter certains aspects tacites en analysant de grandes données, elle ne « comprend » pas ces savoir-faire, faute d'expérience contextuelle. Dans des domaines comme la robotique, elle peut reproduire des gestes observés chez des experts, mais sans en saisir la richesse émotionnelle et contextuelle. Le concept japonais de « ba » a été proposé par le philosophe japonais K. Nishida et repris par Nonaka, c'est un espace partagé permettant de favoriser les

interactions entre des personnes. Dans ce sens, on pourrait penser qu'un système d'IA puisse être cet espace. L'IA reste loin de capturer la complexité et la profondeur des connaissances tacites, car elle manque d'intuition, d'expérience vécue et de sensibilité au contexte social ou émotionnel. Si des recherches visent à réduire cet écart par des approches immersives, le défi demeure majeur.

Les enjeux et l'avenir de l'IA face aux connaissances tacites ouvrent de nombreuses perspectives intéressantes. Voici quelques questions pour engager une réflexion : (i) Jusqu'à quel point une IA peut-elle simuler des connaissances tacites sans expérience corporelle ou sensorielle directe ? (ii) Quels impacts les limites de l'IA face aux connaissances tacites auront-elles sur des professions nécessitant une expertise implicite (médecine, artisanat, arts) ? (iii) Si l'IA reproduit des comportements humains sans réellement les comprendre, peut-elle être fiable dans des contextes critiques (comme les soins, le pilotage, ou l'éducation) ? (iv) Le développement d'IA avec des corps physiques (robots) pourrait-il leur permettre de développer des formes de "connaissances tacites" similaires aux nôtres ? (v) À quel point l'incorporation de capteurs biomimétiques (imitation du toucher, de l'ouïe, etc.) permettra-t-elle de réduire l'écart entre IA et humains sur ce point ? (vi) Les avancées en IA transformeront-elles notre manière de conceptualiser ou de transmettre les connaissances tacites, par exemple en créant des simulateurs plus immersifs ? (vii) A partir de ses données d'apprentissage, constamment améliorées par leur usage, l'IA induit-elle une « pensée unique » tacite ou tacitement acceptée par ses utilisateurs ?

Références

- Ackoff, R.L. From data to wisdom, *Journal of Applied Systems Analysis* 16 (1989) 3-9
- Andler, D. (2019). Tacit Knowledge, Subpersonal Processes, and the Spirit of Connectionism.
- Arduin, P-E., Grundstein, M. et Rosenthal-Sabroux, C. *Système d'Information et de Connaissance*, éditions ISTE , 2015
- Arduin, P-E. and Ziam, S. *If Digital Tools are the Solution to Knowledge Transfer, What is the Problem?* In International Conference on Decision Support System Technology (pp. 126-138). Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.
- Bostrom, N. 2014. *Superintelligence: Paths, Dangers, Strategies* (1st. ed.). Oxford University Press, Inc., USA.
- Carbonera, J-L. and Abel, M. A Cognitively Inspired Approach for Knowledge Representation and Reasoning in Knowledge-Based Systems, *IJCAI* 2015.
- Chergui, W., Zidat, S. and Marir, F. An approach to the acquisition of tacit knowledge based on an ontological model, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Volume 32, Issue 7, 2020, Pages 818-828.
- Davies, M. Tacit Knowledge and Semantic Theory: Can a Five per cent Difference Matter?, *Mind*, Volume XCVI, Issue 384, October 1987, Pages 441-462.

- Domingos, P. (2015). *The master algorithm: How the quest for the ultimate learning machine will remake our world*. Basic Books.
- Gill, S. P., Why thinking about the tacit is key for shaping our AI futures, , *AI & SOCIETY* (2023) 38:1805–1808.
- Jean, A. *Les algorithmes font-ils la loi ?* Editions de l'observatoire 2021
- Lee, C. (2024). Design, Development, and Deployment of Context-Adaptive AI Systems for Enhanced User Adoption. 1-5.
- Li, Y., Yao, T., Pan, Y. and T. Mei, "Contextual Transformer Networks for Visual Recognition," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 45, no. 2, pp. 1489-1500, 1 Feb. 2023.
- Manning, C. D., Raghavan, P., and Schütze, H. (2008). *Introduction to Information Retrieval*. Cambridge University Press.
- Nonaka, I., and Takeuchi, H. 1995. *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press.
- Polanyi, M. 1966. *The tacit Dimension*. University of Chicago Press.
- Szeliski, R. 2010. *Computer Vision: Algorithms and Applications* (1st. ed.). Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
- Tehseen, R. (2018). Semantic Information Retrieval: A Survey. *Journal of Information Technology & Software Engineering*.
- Tsoukas , Haridimos “Do we really understand tacit knowledge?”, Presented to Knowledge Economy and Society Seminar, LSE Department of Information Systems, 14 June 2002
- Zhang, Y., Wei, X.-S., Zhou, B., and Wu, J. (2021). Bag of Tricks for Long-Tailed Visual Recognition with Deep Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 35(4), 3447-3455.

Summary

Digital Artificial Intelligence (AI) is ubiquitous; it constantly interacts with humans and their explicit and tacit knowledge. AI does not, strictly speaking, possess knowledge: it can algorithmically construct responses to posed problems using datasets accumulated through learning. Humans, on the other hand, have the privilege of possessing explicit knowledge, of which they are aware and can easily transmit, even to an AI, as well as a wealth of tacit knowledge that is not necessarily explainable or transferable. AI can sometimes help humans articulate their tacit knowledge or even acquire it. Could the use of AI sometimes enable access to certain tacit knowledge? To make it explicit, but also to facilitate its exchange. In this sense, AI could serve as a “Ba” in the sense defined by Nonaka. In this article, we explore the challenge posed by digital AI in accessing tacit knowledge.

Systèmes de Gestion des Connaissances et Intelligence Artificielle dans le contexte hospitalier : enjeux et défis

Thierno Tounkara*

Daniel Ducert**

* Université Paris-Saclay, Univ Evry, IMT-BS, LITEM, Evry, France

thierno.tounkara@imt-bs.eu

<https://www.imt-bs.eu/enseignant/tounkara-thierno/>

** CHU Toulouse

ducert.d@chu-toulouse.fr

Résumé. Les nouveaux outils d'intelligence artificielle (IA) couplés avec l'Analytics viennent « augmenter » les possibilités offertes par les systèmes de gestion des connaissances (SGC) et, par-delà, amplifier les capacités de gestion des connaissances des organisations. Cette intégration de l'IA dans les SGC soulève néanmoins de nombreux défis selon les contextes organisationnels.

Notre article présente les principaux enjeux et défis de cette articulation entre IA et SGC dans le contexte d'un Centre Hospitalier Universitaire (CHU) que nous avons étudié. Nos premiers travaux nous ont permis en outre de mettre en exergue une perspective de recherche : « Dans quelle mesure la gestion des connaissances, en mobilisant ces formes tacites et collectives des connaissances, peut aider à répondre aux défis relatifs la confiance, à la transparence et à la crédibilité des recommandations émanant de l'IA en milieu hospitalier » ?

1. Introduction

L'importance de la connaissance comme ressource cruciale pour l'innovation amène les organisations à prêter une plus grande attention à leur stratégie de gestion des connaissances. Les systèmes de gestion des connaissances (SGC) jouent un rôle important dans la mise en œuvre de cette stratégie. En effet, ils agissent comme des facilitateurs de la circulation des flux de connaissances dans l'organisation.

Les nouveaux outils d'intelligence artificielle, d'intelligence artificielle générative couplés avec l'Analytics viennent « augmenter » les possibilités offertes par les SGC et, par-delà, amplifier les capacités de gestion des connaissances des organisations.

Le Centre Hospitalier Universitaire (CHU) que nous avons étudié a lancé un projet pilote pour faire évoluer son SGC en y intégrant des outils d'IA avec pour objectif d'améliorer sensiblement l'efficacité de ses processus de gestion des connaissances (transfert, création et application de connaissances).

L'objectif de notre étude est double : (1) identifier les enjeux et défis d'une intégration forte de l'IA dans les SGC en milieu hospitalier et, (2) ouvrir des perspectives de recherche autour de la prise en compte de la dimension tacite des connaissances dans ce contexte.

2. Systèmes de Gestion des Connaissances (SGC) et Intelligence Artificielle (IA)

Dans le cadre de notre recherche, la connaissance est appréhendée sous ses dimensions tacite (non codifiée et souvent difficile à exprimer) et explicite (codifiée dans des objets, des documents structurés, etc.) (Nonaka, 1994). Nous considérons la gestion des connaissances comme un ensemble de processus visant le transfert, la création et l'application de connaissances. Les systèmes de gestion des connaissances (SGC), en tant qu'artefacts qui composent l'environnement de travail, contribuent à la performance de ces processus.

Les systèmes de gestion de connaissances peuvent être définis comme une « classe de systèmes d'information dédiés au management de la connaissance organisationnelle » (Alavi & Leidner, 2001; Stein & Zwass, 1995). En ce sens, Ils fournissent l'infrastructure nécessaire (fonctionnalités et technologies) pour soutenir les processus de gestion des connaissances à savoir la création, le transfert et l'application des connaissances organisationnelles.

En nous basant sur la revue de littérature (Alavi et al., 2006; Choi et al., 2020; Di Vaio et al., 2021; Natek & Lesjak, 2021; Rodriguez-Elias et al., 2008; Shadbolt, 2012; Von Krogh, 2012), les fonctionnalités d'un SGC peuvent être classifiées en quatre grandes catégories: (i) fonctionnalités support à l'identification des sources de connaissances, (ii) fonctionnalités support à la codification des connaissances, (iii) fonctionnalités support au stockage des connaissances, (iv) fonctionnalités support à la diffusion et à l'acquisition des connaissances.

Les nouveaux outils d'intelligence artificielle, d'intelligence artificielle générative couplée avec l'*Analytics* viennent « augmenter » (Davenport, 2017; Kokina & Davenport, 2017) les possibilités offertes par ces fonctionnalités.

Nous donnons des exemples de fonctionnalités qui peuvent être intégrées dans un SGC pour supporter les processus de gestion des connaissances et illustrons également la manière dont l'intelligence artificielle peut « augmenter » les fonctionnalités d'un SGC (cf. TAB 1).

Classes de fonctionnalités pour supporter les processus de gestion des connaissances	Exemples de fonctionnalités d'un SGC	Exemples illustrant la manière dont l'IA peut « augmenter » les fonctionnalités d'un SGC
Identification	Analyse des réseaux sociaux d'entreprise Localisation des experts, des communautés Veille (sources formelles et informelles)	Analyse sociale en temps réel des discussions dans les réseaux sociaux Prédiction d'événements en temps réel à partir d'une analyse des comportements en ligne des collectifs
Codification	Aide à l'explicitation de connaissances et à la formalisation (de concepts, tâches, retours d'expériences, best practices, etc.)	Extraction automatique et synthèse d'informations «sources de connaissances» à partir de documents volumineux, d'échanges informels.
Stockage	Alimentation des bases de connaissances (documents électroniques, discussions des forums, etc.)	Analyse, organisation et catégorisation de grandes quantités d'informations, facilitant ainsi leur accès. Cela réduit le

	Recherche d'informations Mise à jour (domaines à évolution rapide, contextes distribués, etc.) Indexation des connaissances Classification/catégorisation des connaissances Fonctionnalités de gestion de contenu	temps passé à chercher des données et améliore la productivité.
Diffusion et Acquisition	Recherche d'informations Gestion de contacts et de profils Analyse de profils des utilisateurs Recherche d'experts Push informationnel Communication Collaboration Fonctions de « <i>Networking</i> » Analytics	Les moteurs de recherche basés sur l'IA comprennent les intentions des utilisateurs, même en cas de requêtes complexes, en proposant des réponses contextuelles et pertinentes. Grâce à l'apprentissage automatique, il est possible d'adresser des besoins spécifiques des utilisateurs, en suggérant des contenus sources de connaissances en fonction de leurs préférences ou activités récentes. En intégrant des outils de traitement du langage naturel (NLP), l'IA facilite les échanges d'idées et la documentation des discussions, en capturant automatiquement les points clés lors de réunions ou échanges Les <i>chatbots</i> "intelligents" peuvent aider à avoir un accès instantané aux sources de connaissances organisationnelles, guidant les utilisateurs dans leurs démarches ou répondant à leurs questions avec précision.

TAB 1 – Exemples de fonctionnalités d'un SGC intégrant de l'IA pour supporter les processus de gestion des connaissances.

3. Cas d'un Centre Hospitalier Universitaire (CHU) face aux enjeux et défis de l'articulation entre gestion des connaissances et intelligence artificielle

3.1 Contexte

Comme beaucoup d'entreprises et d'établissements, le CHU étudié face à des défis récurrents liés à l'accès aux informations sources de connaissances et aux connaissances explicites. L'environnement documentaire du CHU est composé d'un volume toujours plus grandissant de documents (cf. FIG. 1), stockés et gérés depuis un écosystème d'outils hétérogènes, qui lui-même ne cesse de croître. Sa gestion présente des difficultés liées à un manque d'unicité et de règles, ce qui génère des situations à risque, pouvant provoquer des dysfonctionnements dans l'organisation. En parallèle, plusieurs chantiers liés aux sources de

Systèmes de Gestion des Connaissances et Intelligence Artificielle

connaissances ont eu lieu ces dix dernières années. Le CHU a ainsi intégré de nouveaux outils dans son SGC : une nouvelle GED Qualité, de nouveaux services ITSM (outil permettant de piloter un ensemble de processus utilisés pour gérer la conception, la planification et la fourniture de services), et de nouveaux outils collaboratifs (par exemple TEAMS).

C'est dans ce contexte que le CHU a lancé un projet pilote pour faire évoluer son SGC en y intégrant des outils d'IA avec pour objectif d'améliorer sensiblement l'efficacité de ses processus de gestion des connaissances (transfert, création et application de connaissances).



FIG. 1- Environnement documentaire du CHU étudié

3.2 Approche et collecte de données

Nous avons utilisé trois sources de données primaires : (1) des entretiens semi structurés (cf. FIG. 2), (2) une revue de la documentation organisationnelle (cf. FIG. 1) et (3) l'observation avec un des co-auteurs en immersion dans le cadre de ses activités au sein du CHU étudié. L'utilisation de sources multiples pour collecter des données empiriques augmente la validité de l'analyse menée pour l'étude de cas (Yin, 2009).



FIG 2. - Les utilisateurs rencontrés

3.3 Les enjeux identifiés pour une utilisation de l'IA

Dans notre étude de terrain, nous avons identifié quatre principaux enjeux dans l'utilisation de l'intelligence artificielle pour le CHU :

(1) - Visibilité et accès aux informations sources de connaissances

Au sein du CHU, il y a une documentation riche (cf. FIG. 1) mais disséminée dans beaucoup d'outils : GED, SharePoint, Intranet, Wikis, répertoires partagés... En plus de ces outils officiels en interne, il faut prendre en compte l'utilisation d'applications non officielles telles que « Dans ma blouse » qui est une application développée par un infirmier et disponible sur internet.

Ainsi, le personnel administratif et médical perd beaucoup de temps à chercher l'information, ce qui peut induire un risque de non-respect des protocoles médicaux.

S'appuyer sur l'intelligence artificielle en implémentant, par exemple, un chatbot « intelligent » faciliterait l'accès aux connaissances explicitées et permettrait d'améliorer aussi la formation des nouveaux arrivants.

(2) - Mise à jour des connaissances explicitées

Il y a une nécessité de mettre à jour les informations sources de connaissances en mettant en place de processus formels pour identifier, valider et intégrer les évolutions de protocoles médicaux par exemple. En effet, on retrouve au sein du CHU des informations qui ne sont pas à jour ou redondantes sur des répertoires partagés, ou dans des wikis non officiels.

(3) - Explicitation et diffusion à l'échelle de certaines expertises

Certaines expertises sont détenues par des individus clés. L'enjeu consiste à mettre en place des processus formels pour documenter les pratiques pour ensuite les diffuser les savoirs à l'échelle des équipes. L'IA pourrait aider, dans le cadre d'échanges organisés avec les experts, à structurer ces expertises et à les documenter en croisant avec d'autres sources documentaires.

(4) - Création de sens à partir de sources multiples

L'intelligence artificielle couplée avec l'Analytics peut aider à analyser les volumes importants disponibles dans les différentes bases de connaissances du CHU et faciliter la création de sens dans le contexte de processus d'aide à la décision.

3.4 Les défis

Défis relatifs à la confiance, à la transparence et à la crédibilité des recommandations

L'implémentation d'outils intégrant de l'IA dans un hôpital nécessite une attention particulière à plusieurs aspects clés. Tout d'abord, une gouvernance solide et conforme aux réglementations, comme le RGPD ou l'IA Act, est essentielle pour encadrer l'utilisation, garantir l'éthique et la qualité des solutions. La sécurité des données doit être priorisée, avec des procédures robustes pour protéger la confidentialité des informations sensibles des patients.

Les données utilisées pour entraîner les modèles doivent être fiables, représentatives et dépourvues de biais, avec des contrôles qualité réguliers pour éviter les erreurs. L'ergonomie des outils est cruciale : ils doivent être conçus en collaboration avec les utilisateurs finaux, comme les soignants, pour répondre à leurs besoins spécifiques tout en proposant une interface intuitive et des formations adaptées pour encourager leur adoption.

Il est important de favoriser la transparence et l'explicabilité des algorithmes (Bharati et al., 2023; Hulsen, 2023; Loh et al., 2022) pour que les professionnels de santé puissent comprendre et valider les recommandations. Enfin, un dernier défi consistera à former les utilisateurs à interpréter et valider les résultats de l'IA de manière critique.

Défi organisationnel

Il sera crucial de mettre en place une gouvernance spécifique pour superviser l'usage de l'IA, la qualité des données et l'éthique de l'IA. En effet, elle permettra de garantir la confiance et transparence nécessaires à l'adoption d'un système de gestion des connaissances prenant appui de l'intelligence artificielle.

De même une gouvernance de l'évolution continue des outils doit être assurée, en intégrant des mises à jour régulières pour répondre aux évolutions technologiques et aux besoins.

Ces éléments combinés permettent d'assurer une intégration efficace et sûre de l'IA dans les pratiques hospitalières.

Défi technologique

Une forte intégration de l'IA pourrait entraîner une dépendance excessive à la technologie, créant des vulnérabilités en cas de panne ou d'indisponibilité. Un système de gestion des connaissances couplé fortement avec l'IA pourrait devenir inutilisable lors d'une panne réseau ou d'une attaque cyber.

4. Conclusion et Perspectives de recherche

L'intelligence artificielle couplée avec le système de gestion des connaissances du CHU a un réel potentiel d'amplification de l'intelligence collective.

Les défis sont nombreux notamment ceux relatifs la confiance, à la transparence et à la crédibilité des recommandations qui prennent une importance particulière dans le milieu hospitalier.

La gestion des connaissances, dans sa capacité à appréhender les différentes formes tacites et collectives¹ des connaissances, peut aider à surmonter ce défi (Sanzogni et al., 2017) : c'est une perspective de recherche qui nous semble intéressante. En effet, dans le champ de l'aide à la décision par exemple, la gestion des connaissances en mobilisant ces formes tacites et collectives des connaissances, peut aider à réduire les biais liés à la nature incertaine de l'environnement, à la crédibilité des données/informations, à leur caractère incomplet et à l'éthique des algorithmes.

Références

- Alavi, M., Kayworth, T. R., & Leidner, D. E. (2006). An Empirical Examination of the Influence of Organizational Culture on Knowledge Management Practices". *Journal of Management Information Systems*, 22(3), 191-224.
- Alavi, M., & Leidner, D. E. (2001). Knowledge management and knowledge management systems : Conceptual foundations and research issues. *MIS quarterly*, 107-136.
- Bharati, S., Mondal, M. R. H., & Podder, P. (2023). A review on explainable artificial intelligence for healthcare : Why, how, and when? *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*.
- Choi, H.-J., Ahn, J.-C., Jung, S.-H., & Kim, J.-H. (2020). Communities of practice and knowledge management systems : Effects on knowledge management activities and innovation performance. *Knowledge Management Research & Practice*, 18(1), 53-68.
- Collins, H. (2010). Tacit and explicit knowledge. In *Tacit and Explicit Knowledge*. University of Chicago Press.
- Davenport, T. H. (2017). How Analytics Has Changed in the Last 10 Years. *Harvard Business Review*, 1-5.
- Di Vaio, A., Palladino, R., Pezzi, A., & Kalisz, D. E. (2021). The role of digital innovation in knowledge management systems : A systematic literature review. *Journal of business research*, 123, 220-231.
- Hulsen, T. (2023). Explainable artificial intelligence (XAI) : Concepts and challenges in healthcare. *AI*, 4(3), 652-666.
- Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The Emergence of Artificial Intelligence : How Automation is Changing Auditing. *Harvard Business Review*, 14(1), 115-122.
- Loh, H. W., Ooi, C. P., Seoni, S., Barua, P. D., Molinari, F., & Acharya, U. R. (2022). Application of explainable artificial intelligence for healthcare : A systematic review of the last decade (2011–2022). *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 226, 107161.

¹ Les formes tacites et collectives des connaissances sont : les connaissances tacites individuelles, les connaissances tacites émanant des relations entre les individus, des connaissances collectives ancrées dans une « société » et acquises dans un milieu social donné (Collins, 2010).

- Natek, S., & Lesjak, D. (2021). Knowledge management systems and tacit knowledge. *International Journal of Innovation and Learning*, 29(2), 166-180.
- Nonaka, I. (1994). A dynamic theory of organizational knowledge creation. *Organization science*, 5(1), 14-37.
- Rodriguez-Elias, O. M., Martinez-Garcia, A. I., Vizcaino, A., Favela, J., & Piattini, M. (2008). A framework to analyze information systems as knowledge flow facilitators". *Information and Software Technology*, 50, 481-498.
- Sanzogni, L., Guzman, G., & Busch, P. (2017). Artificial intelligence and knowledge management : Questioning the tacit dimension. *Prometheus*, 35(1), 37-56.
- Shadbolt, N. (2012). Knowledge acquisition and the rise of social machines". *Int. J.Human - Computer Studies*, 71, 200-205.
- Stein, E. W., & Zwass, V. (1995). Actualizing organizational memory with information systems. *Information systems research*, 6(2), 85-117.
- Von Krogh, G. (2012). How does social software change knowledge management ? Toward a strategic research agenda". *Journal of Strategic Information Systems*, 21, 154-164.
- Yin, R. K. (2009). *Case study Research : Design and Methods* (Fourth). Sage Publications Inc.

Summary

New AI tools coupled with Analytics are “augmenting” the possibilities offered by knowledge management systems (KMS) and, beyond that, amplifying the knowledge management capabilities of organizations. This integration of AI into KMS nevertheless raises a number of challenges, depending on the organizational context.

Our article presents the main issues and challenges of this articulation between AI and KMS in the context of a Hospital Center that we studied. Our initial work has also enabled us to highlight a research perspective: “To what extent can knowledge management, by mobilizing tacit and collective forms of knowledge, help reduce the challenges relating to the trust, transparency and credibility of recommendations emanating from AI in a hospital environment”?

L'Intelligence Artificielle pour la gestion des connaissances et la lutte contre la fraude financière dans les institutions internationales

Hamza Chergui**, Lyliya Abrouk*
Nicolas Cabioch**

*Laboratoire d'informatique de Bourgogne
Université de Bourgogne, France
prénom.nom@u-bourgogne.fr
**SKAIZen Group
hchergui,ncabioch@skaizengroup.fr
***MISTEA, Université de Montpellier
INRAE & Institut Agro, France

Résumé. Les institutions financières jouent un rôle central dans l'économie mondiale, mais elles sont confrontées à des risques majeurs, notamment la fraude financière. Les systèmes actuels de détection de fraude montrent leurs limites face aux schémas de fraude de plus en plus sophistiqués. Cet article présente les travaux de recherche menés dans le cadre d'une thèse Cifre, explore l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) pour analyser les transactions financières du réseau SWIFT, identifier les schémas de fraude, et minimiser les coûts associés à la gestion de la fraude, tout en pérennisant les connaissances tacites au sein des organisations. Les résultats montrent que l'IA permet d'améliorer la détection, de réduire les coûts et de renforcer les pratiques organisationnelles dans les institutions financières.

Les institutions financières jouent un rôle crucial en tant qu'intermédiaires dans l'économie mondiale, facilitant les transactions monétaires à l'échelle internationale. Cependant, elles sont confrontées à un défi majeur : la fraude financière, qui entraîne des pertes substantielles et menace la stabilité des marchés financiers. Les systèmes traditionnels de détection, basés sur des règles prédéfinies, montrent leurs limites face à l'évolution rapide des stratégies frauduleuses. Ces approches génèrent fréquemment de nombreux faux positifs et peinent à détecter efficacement les nouvelles techniques de fraude. Ce travail de recherche explore l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) pour répondre à ces défis, en se concentrant sur l'analyse des transactions complexes dans le réseau SWIFT. L'objectif est de concevoir des modèles capables d'identifier les schémas de fraude, d'optimiser les coûts liés aux erreurs de détection, et de renforcer la gestion des connaissances tacites au sein des institutions financières.

La détection de fraude dans les transactions internationales dans le réseau SWIFT présente plusieurs défis :

- **Accessibilité et volume des données :** Les transactions sont souvent privées et difficiles d'accès, ce qui limite l'obtention de jeux de données complets et fiables.

- **Adaptation aux schémas de fraude émergents** : Les fraudeurs adaptent sans cesse leurs stratégies, compliquant la détection des nouvelles formes de fraude.
- **Sélection de caractéristiques** : Identifier les caractéristiques les plus pertinentes est un défi, compte tenu de la complexité des schémas frauduleux.
- **Interprétabilité des modèles** : Les modèles d'IA doivent être compréhensibles pour que les experts puissent analyser les décisions prises.

Ainsi, ce projet répond à la problématique suivante : *Comment analyser et interpréter efficacement les transactions dans un réseau financier international impliquant de multiples acteurs, tout en identifiant les schémas de fraude et en minimisant les coûts financiers associés à un système de lutte contre la fraude ?*. L'approche méthodologique repose sur l'intelligence artificielle, combinant apprentissage supervisé et non supervisé :

- **Extraction et sélection des caractéristiques** : Identifier les informations clés dans les transactions (acteurs, devises, pays, etc.) pour réduire la complexité et améliorer la précision des modèles.
- **Modèles supervisés et non supervisés** : Classer les transactions comme frauduleuses ou non et regrouper les transactions suspectes selon des schémas similaires.
- **Optimisation des coûts** : Intégrer une matrice coût-risque pour réduire les faux positifs et négatifs tout en minimisant les coûts liés aux vérifications manuelles.
- **Interprétation des résultats** : Utiliser des outils comme SHAP pour expliquer les décisions des modèles et faciliter leur analyse par des experts.

Les résultats obtenus montrent les avantages suivants pour les institutions financières :

- **Amélioration de la détection des fraudes** : Les modèles d'IA atteignent un score F1 supérieur à 0,85, détectant plus efficacement les fraudes.
- **Réduction des coûts** : L'optimisation des seuils de détection permet de réduire les frais associés aux contrôles manuels.
- **Pérennisation des connaissances** : L'IA aide à structurer les connaissances tacites des experts, facilitant leur transfert au sein des organisations.

Bien que les résultats soient prometteurs, plusieurs défis doivent être abordés :

- **Acceptation organisationnelle** : L'implémentation de l'IA nécessite un changement dans les pratiques organisationnelles et la formation des employés.
- **Protection des données** : Le respect des réglementations en matière de confidentialité des données reste un défi majeur dans l'application de ces technologies.
- **Interprétabilité des modèles** : Les modèles d'IA doivent être suffisamment transparents pour que les experts puissent comprendre et justifier les décisions prises.

Ce travail constitue une approche innovante pour la gestion des risques financiers en utilisant l'intelligence artificielle. Les résultats suggèrent que l'IA peut améliorer de manière significative la détection de fraude tout en optimisant les coûts et en renforçant les connaissances organisationnelles. Les travaux futurs incluent l'élargissement de cette approche à d'autres secteurs et l'amélioration de l'interprétabilité des modèles pour faciliter leur adoption par les entreprises.

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 littératie & 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.

L'Intérêt des RAG dans la Gestion des Connaissances des Processus Administratifs Universitaires à l'ère des LLM

Luiz-Angelo Steffene^{l*}, Laurent Lucas^{*}

*Université de Reims Champagne-Ardenne
LICIIS - LRC CEA DIGIT
{prenom.nom}@univ-reims.fr

Résumé. Les modèles de langage à grande échelle (LLM) transforment profondément la gestion des connaissances dans les organisations. Cet article présente un projet co-porté par l'Université de Reims Champagne-Ardenne pour l'hébergement souverain de solutions LLM, et explore l'utilisation des systèmes de génération augmentée par récupération (RAG) pour répondre aux défis d'adaptation, d'accès sécurisé et de dissémination efficace de l'information au sein des administrations universitaires. Comme ce projet soulève plusieurs enjeux techniques, organisationnels et éthiques, cet article vise à lancer une session de discussion et d'échange afin de guider l'implémentation réussie du projet.

1 Introduction

Les modèles de langage à grande échelle (LLM) Brown et al. (2020) tels que GPT-4 révolutionnent la gestion des connaissances, en automatisant des tâches complexes et en améliorant l'accès à l'information. Dans un contexte universitaire, ces modèles peuvent simplifier la communication, centraliser les ressources, et répondre efficacement aux questions fréquentes.

En effet, des LLM comme GPT-4, Gemini, Mixtral ou Claude peuvent générer des rapports, synthèses, ou courriels en utilisant un langage professionnel et contextuellement adapté. Ils réduisent ainsi le temps nécessaire à la rédaction, tout en garantissant une qualité élevée. Des outils comme Grammarly ou des extensions intégrées aux plateformes d'entreprise illustrent l'intégration de ces modèles pour la rédaction collaborative Wu et al. (2023).

Un autre avantage des LLM souvent souligné est qu'ils permettent d'automatiser des tâches répétitives telles que le tri et la réponse aux courriels, l'organisation d'agendas complexes, et la mise à jour de bases de données. Des solutions commerciales, comme les intégrations de GPT dans Microsoft 365 Copilot, montrent l'adoption rapide de ces capacités dans les environnements professionnels.

Enfin, les LLM offrent une transcription précise de réunions et une traduction contextuelle de documents, surpassant souvent les outils de traduction basiques grâce à une meilleure intégration des nuances culturelles et linguistiques grâce à une plus importante évaluation du contexte Bender et al. (2021). Bien sûr, comme tout outil automatique, la performance dépend d'un corpus suffisamment développé, dont l'amplification et la diversification est l'un des fers de lance des principaux concurrents dans le marché des LLM.

Ces capacités positionnent les LLM non seulement comme des outils technologiques, mais aussi comme des facilitateurs de la gestion des connaissances, particulièrement dans les organisations où le volume et la diversité des données sont élevés.

2 Risques et Défis des LLM Hébergés

Malgré leurs avantages, les LLM posent des risques lorsqu'ils sont hébergés par des tiers :

- **Fuite de données sensibles** : Les données soumises à des plateformes tierces peuvent être exploitées à des fins d'entraînement et être enfin dévoilées par mégarde ou par des requêtes spécifiques visant l'obtention d'informations sur une entreprise ou structure ;
- **Conformité réglementaire** : Les données hébergées hors UE peuvent violer les normes du RGPD Voigt et Bussche (2017).
- **Attaques adversariales** : Les LLM sont vulnérables aux attaques visant à manipuler leurs sorties ou à extraire des informations sensibles.

En ce qui concerne l'administration universitaire, de nombreuses solutions commerciales ou "gratuites" sont utilisées de manière plus ou moins informelle, souvent sans une réelle réflexion sur les enjeux éthiques, la sécurité des données, les biais algorithmiques, et les limites liées à la dépendance aux données d'entraînement. Bien que des recommandations et directives invitent à la prudence et à la retenue, l'adoption de ces outils ne peut pas être ignoré ni arrêté.

Ces risques plaident en faveur d'une solution locale pour garantir la souveraineté technologique et la confidentialité des données.

3 Le projet Fédération ILaaS (Inférence LLM as a Service)

Afin de contrer ces inconvénients de l'utilisation de LLM hébergés sur des sites tiers, plusieurs universités dont l'Université de Reims Champagne-Ardenne, Rennes, Lille, Paris 1 Panthéon-Sorbonne et CentraleSupélec Paris-Saclay ainsi que la DGRI se sont lancées dans un projet fédérateur pour la mutualisation de serveurs d'inférence hébergés dans la fédération de datacenters labellisés¹ Cette mutualisation vise offrir des services LLM à la communauté universitaire tout en renforçant trois piliers :

- **La Confiance** : le niveau de confiance est mitigé envers des fournisseurs de services LLM tels que OpenAI, qui proposent des offres « éducation ». Or, en raison des activités de calcul scientifique menés par plusieurs des institutions partenaires de ce projet, nous avons tout ou partie de l'infrastructure nécessaire pour garantir un meilleur niveau de confidentialité à nos usagers ;
- **La Souveraineté** : le choix des LLM et de leurs variantes (quantification, fine-tuning, etc.) est important dans certains contextes (biomédical, informatique, etc.). La capacité d'offrir différentes variantes et de les adapter aux différents cas d'usage nécessite une indépendance technologique et une plus grande proximité avec le public cible. Dans le cas de ce projet, cette versatilité sera proposée en s'appuyant sur les bases du projet Aristote² ;

1. <https://www.aefinfo.fr/depeche/721518-creation-dilaas-une-nouvelle-federation-detablissements-du-superieur-pour-aller-vers-plus-de-sobriete-numerique>
2. <https://github.com/CentraleSupelec/aristote-dispatcher>

- **La Soutenabilité** : le coût au token reste élevé en raison des investissements onéreux et de la (sur)réserve de ressources GPU nécessaires pour garantir la réactivité (token/s) attendue par les usagers. Il apparaît pertinent d'optimiser l'usage des ressources matérielles en mixant judicieusement les besoins (pédagogie, administration, recherche) selon les périodes d'activité des usagers et la nature des tâches.

En plus de la mutualisation de ressources et compétences, des évolutions de projets numériques sont envisagés pour gérer le découplage entre l'infrastructure d'inférence et les services applicatifs, tels que RAGaRenn³ (Université de Rennes) ou le projet CRISalid⁴ (porté par les universités Paris 1 Panthéon-Sorbonne, Toulon, Paris-Saclay, Claude Bernard Lyon 1, Montpellier, l'université Polytechnique Hauts-de-France, Nantes Université et l'EHESS). À terme, l'objectif est de rendre accessibles ces services via une API unique et standard facilitant l'utilisation de frameworks courants dans le domaine des LLM, exposés par la fédération de serveurs d'inférence LLM avec priorisation inter-datacenter.

4 RAG : un Catalyseur pour la Gestion des Connaissances

Parmi les services LLM qui pourront être hébergés par les partenaires du projet Fédération ILaaS, les RAG (Retrieval-Augmented Generation) Lewis et al. (2020) font partie des services qui pourront apporter le plus de bénéfices à la communauté universitaire. En effet, les systèmes RAG combinent des bases de données locales avec des LLM pour centraliser les informations organisationnelles et améliorer leur accessibilité. Ils réduisent l'éparpillement des données et simplifient les recherches grâce à des interfaces intuitives basées sur le langage naturel.

Contrairement aux systèmes de recherche traditionnels, les RAG utilisent un LLM pour interpréter les requêtes en langage naturel. Cela permet d'extraire plus de réponses pertinentes, même lorsque les utilisateurs ne connaissent pas les mots-clés exacts ou le format du document recherché. Par exemple, un employé pourrait poser une question complexe comme "Comment soumettre une demande de congé exceptionnelle?" ou "Puis-je pour effectuer des vacances d'enseignement dans une autre université?", et recevoir directement une réponse synthétique accompagnée des documents nécessaires, voire les services ou personnes à contacter.

Les RAG permettraient, d'ailleurs, de résoudre un problème typique des approches utilisées actuellement (site intranet, par exemple). En effet, dans un intranet, l'indexation des documents dépend de l'effort de plusieurs acteurs (service concerné, webmaster/service communication, etc.) et dont la visibilité n'est pas forcément adéquate vis-à-vis de l'utilisateur. Il n'est pas rare de tomber sur des informations périmées, alors que les RAG peuvent être connectés à des bases de données dynamiques, garantissant que les utilisateurs consultent toujours la version la plus récente d'un document. Cela est essentiel dans des environnements où les politiques ou procédures évoluent fréquemment.

Enfin, un avantage clé des RAG réside dans leur capacité à gérer les niveaux d'accès aux informations en fonction des droits des utilisateurs. Cette fonctionnalité est particulièrement cruciale pour les organisations qui manipulent des données sensibles ou réglementées :

- **Contrôle basé sur les rôles** : Les RAG permettent d'intégrer des mécanismes d'authentification et d'autorisation. Par exemple, un membre du personnel administratif

3. <https://ragarenn.eskemm-numerique.fr/>

4. <https://crisalid.org>

Intérêt des RAG pour la gestion des processus administratifs universitaires

peut accéder à des informations générales sur les politiques RH, tandis qu'un gestionnaire aura également accès aux détails confidentiels des dossiers des employés. Ces restrictions s'appliquent au niveau des documents, mais aussi aux réponses générées par le système, évitant ainsi toute fuite accidentelle d'informations.

- **Traçabilité des consultations** : Les systèmes RAG peuvent enregistrer les interactions des utilisateurs avec la base documentaire, offrant une visibilité sur qui a accédé à quelles informations. Cela est utile pour garantir la conformité avec des réglementations telles que le RGPD.

5 Défis de l'Implémentation d'un RAG Local

La mise en place d'un système RAG au sein du représente une avancée majeure pour optimiser la gestion des connaissances. Cependant, plusieurs défis doivent être pris en compte pour assurer son succès.

Tout d'abord, la complexité technique. En effet, l'intégration d'un RAG dans l'écosystème existant nécessite des efforts importants pour connecter des sources de données hétérogènes (dossiers partagés, bases de données, intranet, etc.). De plus, l'entraînement ou l'adaptation d'un LLM pour interpréter efficacement les spécificités des documents universitaires peut s'avérer complexe et coûteux. L'utilisation d'un framework tel que celui du projet Aristote, ainsi que les ressources de calcul mutualisés (serveurs GPU, notamment) permet de diluer la charge technique et de lisser le coût de l'adaptation aux différentes pratiques des universités.

Les enjeux liés aux ressources matérielles et humaines sont aussi à prendre en charge. Bien que le projet Fédération ILaaS vise l'acquisition de ressources matérielles et un partage d'expérience entre les universités partenaires, la gestion et la mise à jour du système exigent une expertise technique pas forcément présente au sein des équipes de l'université. Une équipe technique "centrale" qui coordonne les équipes locales est prévue afin d'optimiser le déploiement de la fédération de serveurs LLM.

Aussi important que les ressources matérielles et humaines, il sera nécessaire de garantir la confidentialité des données et leur conformité aux réglementations, comme le RGPD. Les mécanismes de restriction d'accès doivent être robustes, et des audits réguliers doivent être prévus pour prévenir les risques de fuite ou d'accès non autorisé.

Enfin, l'adoption et formation des utilisateurs est essentielle. Même avec une solution techniquement aboutie, l'adoption par les utilisateurs reste un défi. La formation des employés et des enseignants sur les usages du système, ainsi que la mise en place d'un support technique efficace, seront essentielles pour maximiser les bénéfices du RAG. Des événements tels que l'AI Week⁵ seront également promus afin de faire connaître les outils mis à disposition de la communauté. Enfin, il est important d'évaluer le taux d'adoption revient à estimer le retour sur investissement, notamment en termes de gain de temps et de réduction des erreurs, ce qui peut s'avérer difficile à court terme, bien que les bénéfices soient clairs sur le long terme.

5. <https://tinyurl.com/mrsdr8f7>

6 Conclusion

La mise en œuvre d'un système RAG représente une opportunité stratégique pour les universités souhaitant moderniser leur gestion des connaissances. En centralisant les ressources, en simplifiant leur recherche et en garantissant leur sécurité, un RAG local peut devenir un levier clé de la transformation numérique. Le projet Fédération ILaaS vise à procurer des ressources permettant aux universités d'héberger des services LLM souverains, dont le RAG. Toutefois, pour réussir ce projet, il est crucial de surmonter les défis techniques, organisationnels et humains associés à son déploiement.

Références

- Bender, E. M., T. Gebru, A. McMillan-Major, et S. Shmitchell (2021). On the dangers of stochastic parrots : Can language models be too big ? In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, FAccT '21, New York, NY, USA, pp. 610–623. Association for Computing Machinery, doi: 10.1145/3442188.3445922.
- Brown, T., B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R. Child, A. Ramesh, D. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, et D. Amodei (2020). Language models are few-shot learners. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. Balcan, et H. Lin (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems*, Volume 33, pp. 1877–1901. Curran Associates, Inc., doi: 10.48550/arXiv.2005.14165.
- Lewis, P., E. Perez, A. Piktus, F. Petroni, V. Karpukhin, N. Goyal, H. Küttler, M. Lewis, W.-t. Yih, T. Rocktäschel, S. Riedel, et D. Kiela (2020). Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. In H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. Balcan, et H. Lin (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems*, Volume 33, pp. 9459–9474. Curran Associates, Inc.
- Voigt, P. et A. Bussche (2017). *The EU General Data Protection Regulation (GDPR) : A Practical Guide*. Springer, doi: 10.1007/978-3-319-57959-7.
- Wu, H., W. Wang, Y. Wan, W. Jiao, et M. Lyu (2023). ChatGPT or Grammarly ? Evaluating ChatGPT on grammatical error correction benchmark, doi: 10.48550/arXiv.2303.13648.

Summary

Large-scale language models (LLM) are profoundly transforming knowledge management in organizations. This article presents a project co-led by the University of Reims Champagne-Ardenne for hosting sovereign LLM solutions, and explores the use of retrieval-augmented generation (RAG) systems to address the challenges of adaption, secure access and efficient dissemination of information within university administrations. As this project raises technical, organizational and ethical issues, this article aims to establish a discussion and exchange session to guide the successful implementation of the project.

les géosciences face au challenge des savoirs tacites : retour d'expérience et perspectives

Guillaume DECHAMBENOIT*, Fatma CHAMEKH *, Imaddedine LAOUICI *,
Yann DANTAL *, Christelle LOISELET *

*Bureau de recherches géologiques et minières (BRGM), Orléans, France

Résumé. Cet article propose une réflexion sur la capture et la valorisation des savoirs tacites au sein des organisations scientifiques, en prenant comme cas d'étude le Bureau de Recherches Géologiques et Minières (BRGM). Dans un contexte où la gestion des connaissances devient un enjeu stratégique majeur, nous explorons les mécanismes permettant de transformer les savoirs individuels, souvent implicites et non formalisés, en un patrimoine collectif structuré et exploitable. Notre étude s'articule autour d'une approche méthodologique en trois volets. D'abord, nous établissons le cadre théorique en examinant la représentation des savoirs tacites au sein d'une organisation scientifique centrée sur la connaissance. Ensuite, nous explorons l'utilisation d'outils d'intelligence artificielle pour recenser et retranscrire ces savoirs sous forme procédurale, en analysant les notes de terrain, les échanges informels et les pratiques géoscientifiques au BRGM. Enfin, nous étudions l'exploitation de ces savoirs tacites dans une architecture système qui permettrait leur utilisation par une intelligence artificielle collective — un agent nommé "beregem" — dont la fonction sera d'explorer, d'imaginer et de générer de nouveaux cas pour résoudre diverses problématiques d'analyse, de traitement et de modélisation des ressources du sous-sol.

1 Introduction

1.1 La particularité des connaissances et des organisations scientifiques

Les organisations scientifiques jouent un rôle unique dans la société, caractérisé par leur mission première : produire et publier des connaissances. Contrairement aux savoirs ancrés dans l'expérience individuelle [Nonaka et Toyama (2000)], la connaissance émerge comme un construit collectif, probabiliste et immatériel [Argyris et Schön (1978)]. Sa légitimité repose sur une validation continue par la communauté scientifique, faisant de la connaissance un patrimoine commun en constante évolution.

Par opposition aux entreprises classiques qui visent la valorisation commerciale des savoirs, les organisations scientifiques se consacrent à l'expansion des connaissances humaines, une orientation qui engendre des défis organisationnels spécifiques. Ces connaissances sont dynamiques, organisées en modèles théoriques testés et affinés en permanence, et encadrées par des méthodologies systématiques basées sur l'observation, l'expérimentation et l'analyse. La nature communautaire de la science, avec ses mécanismes de publication et de révision par

les pairs, garantit la fiabilité et l'évolution des connaissances tout en soulignant l'importance d'une collaboration interdisciplinaire.

1.2 Le poids des savoirs explicites et tacites au sein des communautés scientifiques

La science s'appuie majoritairement sur des savoirs explicites [Nonaka et Toyama (2000),] formalisés selon des normes rigoureuses. À l'inverse, les savoirs tacites, intuitifs et subjectifs, jouent un rôle critique mais moins visible. Ces savoirs sont enracinés dans l'expérience individuelle et, bien qu'ils soient souvent perçus comme imprécis, ils alimentent la créativité et l'innovation scientifiques. Le passage du tacite à l'explicite est un processus dynamique nécessitant une externalisation progressive à travers trois types de transactions [Zacklad (2007)] : l'auto-référencée (notes personnelles etc.) [Baird et Henderson (2001), Varela et al. (1991)], la conversationnelle (échanges entre pairs) [Brown et Duguid (2000)] et l'exo-centrée (communication à la communauté)[Chalmers (1999).]

Les grandes révolutions scientifiques témoignent de l'importance des savoirs tacites. Ces connaissances intuitives, portées par des idées audacieuses et souvent controversées, ont défié les paradigmes établis pour ouvrir de nouvelles voies [Kuhn (1962)]. Sans ces savoirs, la science risquerait de stagner, limitée à la simple reproduction du passé. Les savoirs tacites insufflent une vitalité aux sciences explicites, favorisant l'innovation et le renouvellement des perspectives.

Bien que complémentaires, savoirs explicites et tacites coexistent difficilement dans les organisations scientifiques, souvent centrées sur la publication et la formalisation [Polanyi (1966).] Une culture des savoirs tacites nécessite de surmonter deux défis majeurs : un environnement culturel propice et une infrastructure technique adaptée.

Les savoirs tacites, organiques et souvent informels, requièrent des conditions spécifiques pour émerger. Cela inclut du temps, de l'espace et un climat de confiance permettant aux individus de partager des idées jugées initialement « originales » ou « loufoques ». Une organisation ouverte à la critique constructive, à la créativité et à la collaboration est essentielle pour transformer ces savoirs en connaissances dites "immatures". [Davenport (1993), ?

Le deuxième défi est technique : capter les savoirs tacites dès leur première explicitation. Cela nécessite des outils avancés pour documenter et structurer ces savoirs dans des systèmes accessibles à l'ensemble de l'organisation [Argyris et Schön (1978)]. Une telle démarche repose sur des solutions technologiques, comme des algorithmes de transcription ou des plateformes collaboratives, capables de préserver la richesse des échanges humains tout en les rendant exploitables.

Dans le cadre de cette communication, nous nous concentrerons sur la seconde partie, en approfondissant une réflexion sur l'usage de l'intelligence artificielle, et plus particulièrement des grands modèles de langage, à travers deux axes. Tout d'abord, nous examinerons l'utilisation de ces modèles dans le recensement des savoirs tacites. Ensuite, nous explorerons comment ces savoirs tacites peuvent être exploités comme base de connaissance pour concevoir un agent autonome et intelligent.

2 Capturer et structurer les savoirs tacites dans le domaine de géoscience

Le BRGM (Bureau de recherches géologiques et minières), service géologique national français, est l'établissement public de référence dans le domaine des sciences de la Terre. Il a pour mission de comprendre, documenter et accompagner différents acteurs à une meilleure gestion des ressources du sous-sol, tout en anticipant et prévenant les risques liés. L'activité du BRGM s'organise autour d'une dynamique de recherche qui a pour priorité de relever les grands enjeux scientifiques et sociétaux liés au sous-sol, ses ressources, et sa gestion durable. En plaçant la recherche scientifique et l'innovation au cœur de ses actions, le BRGM, porteur d'une organisation scientifique doit pouvoir gérer cette élasticité des savoirs et des connaissances qu'elle produit et met à disposition des sociétés.

Les savoirs tacites, par essence personnels et difficilement accessibles, constituent le cœur de notre questionnement au sein du BRGM. Notamment en nous posant la question de la capitalisation de ces savoirs et surtout l'intérêt de mettre en place des outils qui exploitent les technologies de l'intelligence artificielle dans cette capitalisation. Par exemple, un géologue expérimenté peut reconnaître des formations rocheuses ou détecter des anomalies au premier coup d'œil, mobilisant des années de savoir-faire non formalisé [Polanyi (1966)]. De même, une géologue experte saura tacitement où chercher des observations pour affiner des interprétations déjà existantes. Ces savoirs profonds mais subtils sont souvent guidés par des actions intuitives qui échappent aux méthodologies strictement codifiées, mais qui sont pourtant essentielles dans la prise de décisions sur le terrain ou dans le laboratoire [Davenport (1993)]. Au-delà de ces savoirs métier, l'aspect tacite s'étend sur les actions hebdomadaires des agents du BRGM. À titre d'exemple, un ingénieur au sein du BRGM saura souvent à qui s'adresser pour discuter d'un sujet en dehors de sa spécialité, ou, à défaut, où chercher pour trouver les experts pertinents [Squire et Dede (2015)]. Le flux des savoirs tacites nous a permis d'identifier une stratégie tripartite pour les saisir au plus près de leur genèse, au plus proche de cette sphère égo-centrée, et surtout les inscrire au sein d'un système d'information commun. Nous avons recensé trois alternatives :

- La première stratégie, ancrée dans la tradition géologique, vise à capturer et analyser les prises de notes de terrain, véritables cristallisations de la pensée du géologue. Ces notes, souvent succinctes et cryptiques, encodent une part essentielle de la connaissance mobilisée par l'expert lors du travail de terrain [Baird et Henderson (2001)]. Cependant, bien qu'elles fournissent une description immédiate des objets étudiés, elles tendent à négliger des aspects plus fondamentaux de l'expérience de terrain, tels que les observations contextuelles, les ressentis ou même les imprévus. Ces éléments, qui ne sont pas systématiquement consignés, constituent pourtant une part précieuse du savoir tacite et influencent directement les décisions et interprétations en géologie [Collins (2010)]. Les moyens pour approfondir ces études appartiennent en partie aux domaines des humanités digitales et plus précisément à travers l'implémentation de modèles comme les HTR (Handwritten Text Recognition) qui devront être couplés à différentes formes d'IA pour être intégrés dans le système d'information.
- La seconde stratégie, plus audacieuse, s'attache à la sphère conversationnelle, et s'attaque à la transcription et à l'analyse des échanges formels et informels entre experts du BRGM lors des réunions, pauses café, repas conviviaux, et d'autres interactions spon-

tanées. Ces moments de partage, loin des contraintes institutionnelles, offrent un cadre propice à la circulation des idées et à l'émergence de nouvelles perspectives [Brown et Duguid (2000)]. C'est souvent lors de ces échanges décontractés ou non que des informations cruciales sont communiquées, des astuces pratiques sont partagées, et des réflexions profondes sur des problématiques géologiques sont échangées. Ces conversations informelles permettent aux géoscientifiques de faire appel à leur expérience collective, enrichissant ainsi le savoir institutionnel [Squire et Dede (2015).] En capturant et analysant ces interactions, nous pourrions formaliser un corpus de savoirs émergents essentiel pour la pratique quotidienne au BRGM. Pour cela, une panoplie d'outils de transcription de discours oraux en texte couplée à des algorithmes d'anonymisation et d'analyse textuelle pourrait permettre de capter ces informations (13).

- Enfin, la troisième approche, que nous privilégions ici, se concentre sur la source même de ces savoirs : les activités et pratiques géoscientifiques qui les engendrent au sein du BRGM. Cette dernière approche nous a conduits à la conception d'un système d'information dédié à la documentation et à la formalisation des actions et tâches menées par les experts, avec un focus particulier sur les savoir-faire métiers spécifiques au BRGM. L'objectif serait d'augmenter les initiatives en cours sur la structuration des entrepôts de données par la création d'une "base d'expérience en géosciences" dynamique et évolutive, reflétant la richesse et la diversité des travaux menés au BRGM (8). En partant du principe que les activités sont la transcription en temps réel des savoirs tacites, la traçabilité de ces activités au plus proche du temps réel deviendrait la clé dans cette problématique d'extraction et de stockage de ces univers tacites. [Davenport (1993).]

2.1 Coursus : un outil de formaliser les activités et pratiques tacites sous forme procédurale

La première question fut de réfléchir à la façon dont les expériences pourraient être stockées dans le système. Nous avons pris le parti ici de définir l'expérience comme une suite d'actions de cause à effet, orchestrée à travers un cadre spatio-temporel et motivée par un objectif défini, qu'il soit formalisé ou non. Dès lors, une expérience peut être assimilée à un processus et pourrait être décrite au moyen des systèmes de notations dédiés à la transcription des différents processus qui émanent des activités et des pratiques humaines au sein des organisations (8).

Le projet Coursus s'inscrit dans cette volonté de documenter et formaliser les pratiques géoscientifiques au sein du BRGM. Cette plateforme d'architecture de processus vise à capturer les savoir-faire métiers dans leur dimension la plus organique, au moment même où ils émergent dans la pratique quotidienne. En permettant aux experts de documenter leurs actions et leurs méthodologies de manière structurée, Coursus a pour objectif de créer un pont entre les dimensions tacites et explicites du savoir géoscientifique (17).

2.1.1 Une 1ère approche basée sur les pratiques et non sur l'activité des géoscientifiques.

L'activité peut être définie comme l'ensemble des expériences variées qu'un individu réalise pour atteindre un objectif précis dans un contexte et un environnement donnés. Ces activités découlent d'une recherche de processus stables qui permettront la cristallisation d'un savoir-faire réutilisable, mutualisable et transférable : une pratique. Si l'activité constitue le

cœur du processus d'apprentissage, la pratique en représente l'aboutissement. [Hatchuel et al. (2002)]

La transcription des activités se base sur des approches comme le minage de processus (Process Mining). Cette technique d'analyse s'appuie sur les traces numériques des activités pour reconstruire et analyser les processus réels au sein d'une organisation. Elle permet d'extraire automatiquement des informations sur les processus à partir des logs d'événements enregistrés dans les systèmes d'information. Cependant, cette approche est difficilement applicable car la géologie est essentiellement une science de terrain : de nombreuses activités se déroulent en dehors des univers numériques. Se baser uniquement sur ces logs pour reconstruire des processus ne produirait que des chaînes incomplètes, non représentatives et réductrices du métier. Par ailleurs, toute mécanique de reconstruction nécessite la présence d'un modèle, une forme de référentiel sur lequel la machine peut s'appuyer pour intégrer des actions et artefacts cohérents avec les logs captés lors du minage. En se focalisant donc sur les pratiques et non les activités, cette première étape de référencement des pratiques vise à construire un référentiel aujourd'hui inexistant que nous pourrions utiliser ultérieurement dans une approche de type Process Mining.

2.1.2 L'IA dans le recensement de ces pratiques individuelles et collectives.

Pour le recensement des pratiques, une approche méthodologique UX structurée peut être mise en place à travers des entretiens semi-directifs et des ateliers collaboratifs. Cette démarche s'appuie sur les technologies d'IA pour optimiser la capture et l'analyse des données :

- **Entretiens et ateliers** : Organisation de sessions individuelles avec les experts et d'ateliers collectifs pour documenter les pratiques métier, en utilisant des techniques d'interview contextuelles et de cartographie des processus.
- **Capture et traitement IA** : Enregistrement audio des sessions, suivi d'une transcription automatique via des modèles de Speech-to-Text comme Whisper d'OpenAI. Ces transcriptions constituent la matière première pour l'analyse des processus.
- **Modélisation avec Mermaid** : Utilisation de Large Language Models (comme GPT-4) pour analyser les transcriptions et générer des diagrammes de flux en Mermaid. Pour rappel, Mermaid est un outil de visualisation JavaScript qui permet de créer des diagrammes et graphiques à partir d'une syntaxe texte simple, similaire au markdown. Ces diagrammes peuvent ensuite être convertis en BPMN (Business Process Model and Notation) pour une formalisation professionnelle des processus.

Cette approche permet d'automatiser une grande partie du travail de documentation tout en préservant la richesse des échanges humains, essentielle pour la capture des savoirs tacites.

2.1.3 Une vision des process basés sur des cas d'expérience.

Dans cette continuité de réflexions autour des pratiques, un gradient pourrait être établi. L'activité individuelle génère une pratique individuelle et des habitudes expertes. L'échange de ces pratiques au sein d'une communauté fait ensuite émerger une pratique collective, créant ainsi un modèle méthodologique qui servira de base aux nouvelles activités au sein de cette même communauté. Comme mentionné, la traçabilité des activités individuelles nous semble complexe à ce stade du projet, mais nous proposons d'intégrer la traçabilité de ces pratiques individuelles en incorporant une notion de versions des différents processus métier.

Les motivations pour créer une version d'un processus peuvent être multiples : la poursuite d'une intuition pour réaliser une tâche différemment, l'intégration d'un nouvel outil qui fait évoluer la pratique, une tentative d'optimisation du processus existant, ou encore l'adaptation à un contexte spécifique. Ces versions représentent différentes approches pour atteindre un même objectif, chacune enrichissant le corpus des pratiques possibles.

Telles que mises en place, les versions représenteraient des variations d'un même processus proposé par un auteur. Ainsi, lorsqu'un processus résume une tentative réussie de résolution d'un problème, les versions inscrites dans notre système s'apparenteraient aux notions de cas définis dans les approches cognitives de l'intelligence artificielle, notamment le raisonnement à base de cas (CBR - Case Based Reasoning) introduit par Michael M. Richter. [M.M. (1993)]

La mise en place de ces composants propres au CBR permettra de faire levier vers une architecture système dans l'exploration d'un potentiel agent système intelligent au sein du BRGM.

2.1.4 Vers une évolution du couple homme-machine dans les organisations scientifiques.

Dans cette étude, nous proposons d'exploiter ces banques d'expériences comme fondation d'une IA collective qui incarnerait les concepts derrière l'apprentissage organisationnel. La particularité de cette approche réside dans la mise en place et la pérennité d'un binôme homme-machine. Cette dynamique s'appuierait sur une alimentation continue de l'IA par les différentes pratiques issues des activités humaines.

Cette approche n'a pas pour but de remplacer l'expertise humaine, mais de la compléter et de l'enrichir. L'humain demeure central, aussi bien dans l'alimentation du système que dans son utilisation, établissant une véritable synergie entre intelligences humaine et artificielle. L'ambition est de développer un écosystème d'apprentissage où les expériences individuelles enrichissent l'intelligence collective, favorisant ainsi l'amélioration continue des pratiques et de la performance organisationnelle.

2.2 le projet Beregem au coeur d'une Identité Artificielle collaborative (IAC)

La démarche derrière Cursus pourrait facilement être assimilée à la construction de mémoires dites procédurale et épisodique de l'organisation au sens cognitif du terme. La mémoire procédurale est un type de mémoire à long terme qui concerne les compétences motrices et cognitives, les habitudes et les savoir-faire [Squire et Dede (2015).] Elle permet de stocker et de récupérer automatiquement les procédures et les séquences d'actions nécessaires pour réaliser des tâches, souvent sans avoir besoin d'une réflexion consciente. Elle se complète avec la mémoire dite sémantique. La mémoire sémantique, que l'on pourrait assimiler aux travaux de structuration des données et des référentiels géoscientifiques, est un type de mémoire déclarative qui stocke les connaissances générales, les concepts, les faits, les définitions et les relations entre ces éléments [Tulving (1985).] Elle représente notre connaissance du monde et notre compréhension théorique, indépendamment du contexte ou des expériences personnelles spécifiques.

Cette approche offrirait un espace où les experts pourraient partager leurs intuitions, leurs méthodes personnelles et leurs observations contextuelles. L'impact potentiel de Cursus serait

donc double : d'une part, il permettrait de préserver et de transmettre des savoirs qui, autrement, resteraient personnels et potentiellement perdus ; d'autre part, il faciliterait une meilleure traçabilité des données et reproductibilité des expériences scientifiques. En documentant systématiquement les processus et méthodologies, Cursus établirait un "point d'origine" clair dans la vie d'un savoir au sein du système d'information, permettant de suivre son évolution depuis sa forme tacite initiale jusqu'à sa formalisation explicite. De plus, il contribuerait à la création d'une mémoire collective procédurale, enrichissant ainsi le patrimoine de connaissances de l'organisation. Cette formalisation des pratiques, loin d'être une simple documentation technique, deviendrait un véritable catalyseur pour l'innovation et l'apprentissage organisationnel au sein du BRGM [Argyris et Schön (1978).]

Ces deux espaces, l'un dédié aux expériences au sens pragmatique voir *transactive* porté par Dewey [Dewey (1938)] et l'autre aux informations, ne sauraient fonctionner indépendamment. Procédures et déclarations sont deux facettes d'un même système qui, dans notre sujet de système d'information orienté connaissance, doivent être mis en relation par une interface partagée.

Au sein du BRGM, cette interface sera portée par une ontologie partagée entre l'entrepôt de processus, les entrepôts de données et les référentiels décrivant les différents objets métiers et objets géologiques. Cette ontologie permettra une mise en cohérence entre ces deux facettes constitutives de l'organisation des connaissances du BRGM (10).

Mais la réflexion ne peut pas s'arrêter ici ; expériences et connaissances s'inscrivent dans une dynamique perpétuelle, à l'image des strates géologiques en constante formation. Cette ontologie doit, par conséquent, incarner cette même plasticité, ce qui contrevient parfois aux conceptions figées des ontologies comme référentiels statiques. Face à cette problématique, nous proposons d'utiliser les modèles autour de l'intelligence artificielle et plus particulièrement les architectures de type *transformer* au cœur des grands modèles de langage (LLM) pour créer un agent artificiel nommé « Beregem » [Vaswani et al. (2017).] Cet agent occuperait une position stratégique et philosophique singulière.

D'un côté, Beregem, en assimilant de nouvelles expériences, données, informations, savoirs et connaissances, serait capable de modifier, d'affiner et de faire évoluer sa propre ontologie et, par extension, son modèle de pensée interne (28). Il deviendrait le gouverneur de cette ontologie dont il sera garant.

De l'autre côté, il incarnerait la somme des expériences et des savoirs de l'organisation en géosciences. En d'autres termes, Beregem pourrait être perçu comme une forme géoscientifique dite « meta » dont l'expertise se retrouve être la somme de celles des membres de la communauté qui enrichissent ses bases de connaissances [Nonaka et Takeuchi (1995)]. Si nous maintenons notre rapport entre savoirs individuels et connaissances collectives, alors, contrairement à nous, Beregem pourrait être en capacité de générer de véritables connaissances tacites de l'intelligence artificielle collective qu'il incarnera. Cette connaissance, émergeant des savoirs collectifs, favoriserait l'induction et l'exploration de nouvelles pistes de recherche et d'expérimentation géologique.

2.3 Cursus et le Raisonnement à base de cas ("Case Based Reasoning").

En faisant appel à des notions comme celles de mémoire procédurale ou épisodique, l'architecture système proposée ici s'inscrit dans une approche cognitive des systèmes d'information et de l'intelligence artificielle. Cette double structuration entre entrepôt de processus et

entrepôt de données nous renseigne sur les principaux composants, mais très peu sur la dynamique entre ces composants. C'est ici que le raisonnement basé sur les cas (CBR - *Case Based Reasoning*), tel que théorisé par Michael M. Richter, nous paraît un cadre de réflexion pertinent pour le suivi de ces traces [A. (2006).]

Le CBR représente une approche qui s'inspire directement du processus cognitif humain, où les expériences passées servent de base pour résoudre les nouveaux défis. Le CBR se distingue des autres approches en intelligence artificielle par sa capacité à utiliser des connaissances spécifiques issues de situations précédentes, plutôt que de s'appuyer uniquement sur des règles générales. [M.M. (1993)]

Le principe fondamental du CBR repose sur un cycle en quatre étapes : la récupération (retrieve) des cas similaires, la réutilisation (reuse) des solutions précédentes, la révision (revise) pour adapter la solution au nouveau contexte, et la mémorisation (retain) du nouveau cas résolu. Cette approche est particulièrement pertinente dans des domaines complexes comme les géosciences, où les situations sont rarement identiques mais présentent souvent des similitudes significatives permettant d'informer la prise de décision. [M.M. (1993)]

Dans le contexte du BRGM, l'application du CBR pourrait offrir un cadre méthodologique robuste pour la capitalisation et la réutilisation des expériences géologiques, permettant ainsi une meilleure exploitation des connaissances tacites accumulées au fil des années.

À travers le recensement des cas et la mise en place de leurs versions, Cursus intègre les 4 dimensions proposées par le CBR et se positionne comme un substrat idéal pour l'intégration de ce framework dans la construction de la mémoire procédurale de cette intelligence artificielle nommée Beregem.

2.3.1 Une étude encore à ses débuts.

Cette note présente une approche théorique de la valorisation des connaissances tacites dans les organisations scientifiques, illustrée par le déploiement de Cursus au BRGM en février 2025. Cette première phase permettra de valider nos hypothèses et d'affiner l'analyse des interactions entre savoirs tacites et explicites en géosciences. Les retours d'expérience guideront les évolutions futures.

Parallèlement, des études techniques approfondiront l'intégration du CBR dans le système d'information. Elles exploreront les mécanismes de récupération, réutilisation, révision et mémorisation des cas, en définissant des algorithmes adaptés aux spécificités des données géoscientifiques. Ces travaux devront aussi prendre en compte la performance, l'évolutivité et la cohérence avec l'ontologie partagée.

3 Conclusion

En conclusion, cette étude s'inscrit dans une démarche visant à repenser une forme de matérialité des connaissances tacites en géosciences. Il ne s'agit pas ici d'opposer matériel et immatériel, mais plutôt de concevoir un processus dynamique de transformation et d'incarnation du savoir-faire dans un système d'information. Cette approche ouvre des perspectives prometteuses pour l'enrichissement des problématiques en sciences de l'information et de la communication appliquées aux géosciences. Bien sûr qu'elle est source de challenge et de problématiques dont certaines nous sont encore cachés mais elle invite à une réflexion approfondie

les savoirs tacites en géosciences

sur les modalités de constitution et de transmission des connaissances, tant au sein du BRGM que dans la communauté géoscientifique au sens large.

Références

- A., M. (2006). From case-based reasoning to traces-based reasoning. *Annual Reviews in Control*.
- Argyris, C. et D. A. Schön (1978). *Organizational Learning : A Theory of Action Perspective*. USA : Addison-Wesley.
- Baird, L. et J. C. Henderson (2001). *The Knowledge Engine : How to Create Fast Cycles of Knowledge-to-Performance and Performance-to-Knowledge*. Berrett-Koehler Publishers.
- Brown, J. S. et P. Duguid (2000). *The Social Life of Information*. Harvard Business School Press.
- Chalmers, A. F. (1999). *What Is This Thing Called Science ?*. Hackett Publishing.
- Collins, H. (2010). *Tacit and Explicit Knowledge*. University of Chicago Press.
- Davenport, T. H. (1993). *Process Innovation : Reengineering Work through Information Technology*. Harvard Business School Press.
- Dewey, J. (1938). *Henry Holt and Company*. Logic : The Theory of Inquiry.
- Hatchuel, A., P. Le Masson, et B. Weil (2002). De la gestion des connaissances aux organisations orientées conception. *Revue internationale des sciences sociales* 171(1), 29–42.
- Kuhn, T. S. (1962). *The Structure of Scientific Revolutions*. University of Chicago Press.
- M.M., R. (1993). The knowledge contained in similarity measures. In *First European Workshop on Case-Based Reasoning (EWCBR-93)*.
- Nonaka, I. et H. Takeuchi (1995). *The Knowledge-Creating Company : How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press.
- Nonaka, I. et N. Toyama, R. and Konno (2000). Seci, ba and leadership : a unified model of dynamic knowledge creation. *Long Range Planning*, 33, 5–34.
- Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. Doubleday Co.
- Squire, L. R. et A. J. O. Dede (2015). *Conscious and Unconscious Memory Systems*. Cold Spring Harbor Perspectives in Biology.
- Tulving, E. (1985). How many memory systems are there. *American Psychologist*, 40, 385–398.
- Varela, F. J., E. Thompson, et E. Rosch (1991). *The Embodied Mind : Cognitive Science and Human Experience*. MIT Press.
- Vaswani, A., N. Shazeer, U. J. Parmar, N., L. Jones, A. N. Gomez, Kaiser, et I. Polosukhin (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 40, 5998–6008.
- Zacklad, M. (2007). Management of the knowing and the known in transactional theory of action. *Rethinking Knowledge Management*, 301–329.

Le « Management de la Connaissance » : la clé stratégique de la réflexion sur l'apport de la « Mémoire d'Entreprise »

Alain Berger*, Patrick Prieur*

*Ardans SAS, 6 rue Jean Pierre Timbaud, «Le Campus» Bâtiment B1,
78180 Montigny-le-Bretonneux, France
{aberge, pprieur}@ardans.fr, www.ardans.fr

Résumé. En 2024, l'Observatoire B2V des Mémoires® s'est emparé de la question de la « *mémoire de l'entreprise* » et a lancé des actions concrètes pour pointer ce sujet dans les sphères managériales. Membre de son Conseil Scientifique, le Pr Jean-Gabriel Ganascia nous a invités à éclairer cette réflexion par notre vision industrielle des démarches en cours et de l'apport de l'Intelligence Artificielle (IA) dans le Management de la Connaissance (KM), la question étant ainsi formulée : « *Comment positionner le « Management de la Connaissance » dans cette réflexion à propos de la « Mémoire d'Entreprise » ?* »

L'article présente un regard sur l'arrivée de la norme ISO30401 et les exigences attendues sur les « *Systèmes de Management de la Connaissance* » (SKM).

La contribution de l'IA déjà significative et la venue sur les grands modèles de langage sont abordés avec la prudence industrielle qui s'impose.

La conviction des auteurs est claire : le KM est une clé stratégique pour adresser le sujet de la « *Mémoire d'Entreprise* ».

Mots-Clés : Management de la Connaissance, Knowledge Management, KM, Mémoire d'Entreprise, Capitalisation et Exploitation des Connaissances, PARNASSE, ISO30401, KB_Scope®, Observatoire B2V des Mémoires®, Intelligence Artificielle, IA, Connaissance clé, Connaissance cruciale, Ingénierie de la Connaissance, Transfert de Connaissance d'Expert, EKT, COGNICOACH, Système de Knowledge Management, SKM, Grands Modèles de Langage, LLM.

1 Avant-Propos

Quand début 2024, l'Observatoire B2V des Mémoires®¹ affirme que « *Sans mémoire, pas d'avenir* », la question de la « *Mémoire d'Entreprise* » est au cœur du sujet. Son Conseil Scientifique valide l'engagement pris par la Direction Générale d'instruire ce sujet stratégique pour les entreprises et leurs salariés. Le Pr Jean-Gabriel Ganascia nous a alors invités à éclairer cette réflexion par notre vision industrielle, justifiée par vingt-cinq années de réalisation de

1. <https://www.observatoireb2vdesmemoires.fr> est le fonds de dotation créé en avril 2013 par le Groupe de protection sociale B2V et constitue son laboratoire social et sociétal centré sur la « *mémoire* ».

Le KM, clé stratégique sur l'apport de la « Mémoire d'Entreprise »

telles opérations et, complétée par notre connaissance de l'Intelligence Artificielle (IA) : ceci afin d'illustrer son apport dans le « *Management de la Connaissance* » (ou Knowledge Management *i.e.* KM). La question était donc initialement ainsi formulée :

« Comment positionner le « *Management de la Connaissance* » dans cette réflexion à propos de la « *Mémoire d'Entreprise* » ? »

Il convient de rappeler que l'action de l'Observatoire B2V des Mémoires® s'est déjà concrétisée par un sondage d'opinion², une conférence à Lille³, une action mémorielle auprès de retraités chez un industriel et un enseignement sous la forme d'un Certificat « *Mémoire de l'Entreprise* »⁴ avec l'Université Paris Dauphine-PSL et la Fondation Maison de Salins. Notre intervention lors de ce Certificat a mis en lumière toute la problématique sur l'apport du KM dans la « *Mémoire d'Entreprise* », d'où cette proposition de clarification de notre perception.

2 Introduction

Comme tout organisme vivant, l'entreprise se dote naturellement d'une mémoire. Elle construit des documents, des procédures, des archives tant pour son existence administrative que pour exercer ses activités métiers. La mise en place de systèmes d'information pour les différentes fonctions de soutien ou de production fait que si l'enjeu de l'efficacité collective est adressé sur ce support technologique informatique, la pertinence de la justification « *métier* » reste dans la tête des humains qui font montre de discernement et surtout d'expertise.

Comment pérenniser ces savoirs, comment les expliciter, comment les transmettre, comment les exploiter ? Dans les systèmes de management, l'ISO9001:2015 qui traite de la qualité est consolidé depuis 2018 par l'ISO30401:2018 dédié au système de management de la connaissance (SKM pour « *Système de Knowledge Management* »).

A ceux qui souhaitent se doter d'une solution « base de connaissance » augmentée par une intelligence artificielle, il convient de leur recommander de débiter par se doter d'un « *Système de Management de la Connaissance* » (ou SKM pour « *Système de Knowledge Management* ») autour d'une équipe dédiée. Un système informatique même doté d'IA ne saurait pas pallier un tel déficit organisationnel.

S'il faut donner du temps au temps pour une telle mise en place, les différentes étapes qui seront réalisées consolideront tant la maîtrise des processus métier que celles des compétences nécessaires pour identifier les savoirs clés et pérenniser les connaissances cruciales. Un tel SKM renforce l'identité culturelle de l'organisme, améliore la qualité des échanges par un langage commun partagé, accélère l'intégration de nouvelles ressources humaines, consolide la qualité des produits ou services rendus, et appuie la R&D pour anticiper les innovations futures. C'est certes un long chemin, cependant il procure en général un résultat particulièrement fructueux pour ceux qui l'ont emprunté.

Nous observerons que le « *Management de la Connaissance* » est bien devenu la clé stratégique de la réflexion sur l'apport de la « *Mémoire d'Entreprise* ».

2. Sondage réalisé par l'institut IFOP sur le sujet « *mémoire de l'entreprise* » en mars 2024 auprès de 1000 cadres français : <https://www.observatoireb2vdesmemoires.fr/sondage-dopinion>

3. Conférence le 7 juin 2024 avec le Medef des Hauts de France et l'Institut Choiseul sur la démarche enclenchée et les actions faites <https://lc.cx/m003X0>

4. Certificat de Formation Continue à l'Université de Paris Dauphine <https://lc.cx/7iRak4>

La réflexion débute par un regard sur l'apport de la norme ISO30401, et les exigences attendues sur les SKM en particulier par leurs utilisateurs (cf. figure 3a) et (cf. figure 3b).

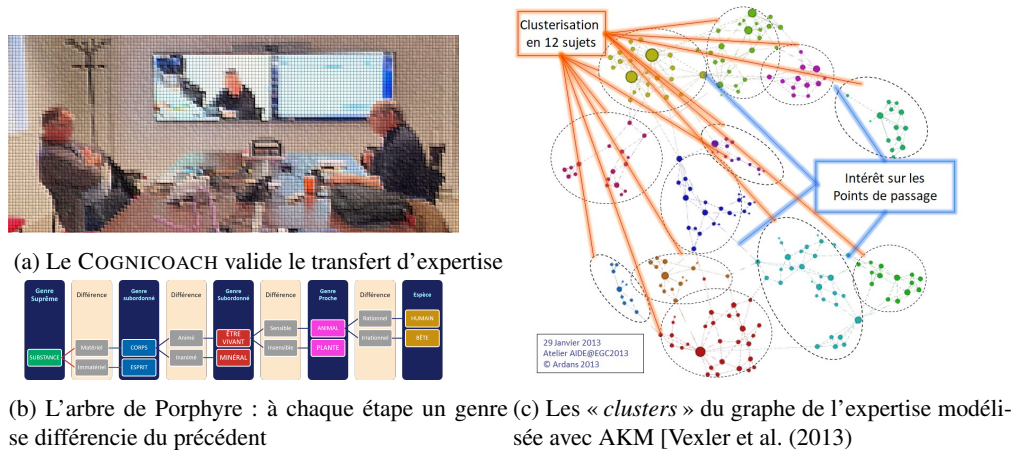


FIG. 1 – L'ingénierie de la connaissance et le graphe sous-jacent à la base d'expertise

A la contribution préliminaire de l'IA déjà significative, la venue des grands modèles de langage (en anglais « *Large Language Models* » ou LLM) est abordée avec les limites industrielles de prudence qui s'imposent : halte aux ultracrédiparianistes⁵ [Ganascia (2023)].

3 La question du SKM traduite en norme

Le savoir individuel a été échangé, montré, expliqué (ou Socialisé) avant d'être traduit, formalisé, explicité pour être transmis (ou Externalisés) à une communauté choisie. Celle-ci va alors le structurer et l'intégrer (ou le Combiner) pour générer de nouveaux éléments qui appropriés (ou Internalisés) vont constituer de nouveaux savoirs individuels qui à leur tour... On retrouve ce qui a été identifié et qualifié de **SECI** par Nonaka [Nonaka et Takeuchi (1995)].

Depuis 2018, la question s'est ainsi naturellement replacée vers la question du SKM ou Système de Management de la Connaissance. Les organismes confrontés au §7.1.6 de la norme ISO9001:2015, ont pu apprécier la retranscription de la question du management de la connaissance organisationnelle dans la norme ISO30401:2018 [Secretary (2018)]. Il ne s'agit pas d'une révolution mais d'une consolidation où coexistent les travaux de Nonaka (cf. supra), de Grundstein [Grundstein (2003)] et de Deming⁶ (cf. figure 2a) ! L'apport majeur de cette norme est de poser les bases d'un langage commun sur les exigences attendues pour qu'un organisme puisse se prévaloir de l'implantation d'un Système de Management de la Connaissance.

5. « *Sutor, ne supra crepidam* », littéralement, le cordonnier (*sutor*), pas plus haut que la sandale (*crepidam*). Rapportée par Pline l'ancien dans son Histoire naturelle, cette sentence latine signifie que, « de ce qui va au-delà de son métier; et que l'on ignore, on ne devrait parler ».

6. La roue de Deming est une représentation graphique de la méthode d'amélioration continue des processus et de gestion de la qualité dite PDCA (Plan-Do-Check-Act)

Le KM, clé stratégique sur l'apport de la « Mémoire d'Entreprise »

3.1 Une vision processus pour s'appropriier et se mesurer à la norme

La question du management de la connaissance est *in fine* une question de progrès pour l'espèce humaine. Le passage de l'oralité à l'écrit ne s'est pas passé en une génération. De la même façon que l'échange oral est l'objet d'une langue avec ses propres codifications, celle de la représentation écrite a été l'objet d'avancée technique de la pierre, au papyrus, au papier, du pictogramme, idéogramme, hiéroglyphe, à une écriture syllabique puis alphabétique avec des caractères. . . la formalisation étant une codification et la lecture un décryptage. A l'heure du numérique, les sujets se sont décalés mais sont de même nature : comment représenter une image ? En point, en vecteur ? en discret ou en continu ? et la couleur ? Et le format. . . lequel sera celui de référence dans 10 ans ou dans un siècle ? Idem pour l'animation de l'image, la vidéo, le son, le texte. . . quel est le bon format qui va s'avérer pérenne ? La question est bien de savoir comment un organisme s'approprie la bonne organisation pour faire grandir le savoir contenu dans sa « mémoire collective d'entreprise », partagée par ses collaborateurs et sécurisée par rapport à des éventuelles agressions hostiles.

Si la réponse est « ce n'est pas avec un outil informatique », il est clair aussi que l'outil informatique accompagne une démarche de management de la connaissance afin que l'utilisateur habilité puisse consulter, contribuer, questionner ses pairs, actualiser les contenus de son domaine de compétence. La prise en compte de la culture et du métier est essentielle pour que le dispositif puisse se fondre dans le quotidien. Il se révèle enfin indispensable de mettre en place la gouvernance qui s'impose et qui dispose des moyens adéquats, les comités qui modèrent, le langage commun qui est partagé dans le métier, et les processus qui concourent à la bonne hygiène de la vie du Système de Management de la Connaissance.

La mémoire de l'entreprise est définitivement de la responsabilité des humains qui y collaborent à commencer par les responsables qui la dirigent.



(a) L'ISO30401 reprend Nonaka, Grundstein (b) PARNASSE guide le knowledge manager pour et Deming selon Ardans [Berger (2023)] visualiser le processus SKM de son organisme

FIG. 2 – L'ISO30401:2018 & PARNASSE aident à positionner la « Mémoire d'Entreprise »

3.2 Le Portail pour manager en connaissance le KM

Il convient de citer à ce point l'excellente initiative de l'association « Club Gestion des connaissances » [Coustillière (2022)] qui contribue à l'établissement de la norme ISO30401 pour la France (via l'Afnor) depuis son origine, l'a traduite avec une vision processus (cf.

figure 3c) au sein d'une méthode et d'un outil : PARNASSE⁷. L'idée est de rendre audible la norme, d'aider celui ou celle qui aura le rôle de Knowledge Manager par la mise à disposition d'un outil qui clarifie à quoi ressemble le KM dans son organisation.

De la même façon qu'une expertise peut s'illustrer sous forme du graphe (2D/ 3D) de la base de connaissance (cf. figure 1c), le système KM se décline sous forme de 8 processus et 20 activités (cf. figure 3c). Avec une telle modélisation, le Knowledge Manager dispose de l'outil pour maîtriser et manager en parfaite connaissance le SKM (cf. figure 2b) et ainsi le processus de mémoire de son entreprise.



(a) Les exigences d'un utilisateur de SKM

Une vision utilisateur pour exprimer ses attentes par rapport au SKM

Pour être plébiscité dans l'industrie, la base de connaissance ou le Système de Management de la Connaissance doit satisfaire aux attentes des acteurs (cf. figure 3a) dont notamment :

- ▷ « **Exhaustivité** » : il convient que la connaissance soit exhaustive sur le périmètre sur laquelle elle s'applique; un nouvel utilisateur débute toujours par un test et afin d'obtenir sa confiance le système devra lui retourner la réponse pertinente!
- ▷ « **Clarté** » : les contenus sont clairs, dénués de toute ambiguïté, cela pour faciliter l'adhésion, l'appropriation et le bon usage par l'utilisateur.
- ▷ « **Consistance** » : les résultats de « navigation » pour obtenir les contenus sont consistants; cette stabilité rassure l'utilisateur.
- ▷ « **Contextualisation** » : il est fondamental de bien décrire le contexte dans lequel cette connaissance est valide pour être exploitée en toute sérénité.
- ▷ « **Connexité** » : l'élément de connaissance consulté est au cœur d'un réseau (implicitement sémantique) d'éléments de connaissance au sein desquels il est positionné dans une représentation cartographique multidimensionnelle; un réseau précieux pour évaluer la qualité de la base comme son homogénéité, ses relations, ses trous, ses déniés.
- ▷ « **Diffusion** » : la connaissance est un actif précieux et est restreinte à ceux habilités à en connaître, celui qui en bénéficie doit savoir le mesurer.
- ▷ « **Convivialité** » : plus que jamais l'ergonomie d'un système à base de connaissance moderne doit être d'une ergonomie intuitive et fluide et démontrer qu'elle offre à l'utilisateur un retour sur investissement à l'usage sans pareil.
- ▷ « **Validité** » : la connaissance est vivante, comme elle s'affine dans le temps, elle est intrinsèquement « non monotone » et doit être datée.
- ▷ « **Argumentation** » : les contenus sont argumentés et disposent des niveaux de preuve nécessaires pour une bonne appropriation par le lecteur.

Les Processus du SKM de référence décrits dans PARNASSE

- PARNASSE : Les processus du SKM de référence** du Club Gestion des Connaissances
- Processus 1. Évaluer le contenu du patrimoine et le gérer
 - ▷ P 1.1. Caractériser et évaluer le Patrimoine de connaissances
 - ▷ P 1.2. Manager le Patrimoine de connaissances (qualité du contenu)
 - Processus 2. Faire vivre le patrimoine de connaissances et garantir son application
 - ▷ P 2.1. Formaliser et mettre à disposition les connaissances
 - ▷ P 2.2. Garantir l'application des connaissances
 - ▷ P 2.3. Recenser les connaissances utiles à l'Organisation
 - ▷ P 2.4. Gérer les Communautés de savoir et gérer l'expertise
 - Processus 3. Gérer et piloter les dispositifs d'acquisition de connaissances
 - ▷ P 3.1. Processus RH - Recenser le besoin en formations nécessaires à l'activité (actuelle et future)
 - ▷ P 3.2. Processus RH - Gérer & piloter l'apprentissage individuel : MOOC, e-learning, coaching, ...
 - ▷ P 3.3. Gérer et piloter l'apprentissage en interaction collective (groupes d'expertises, séminaires, communautés d'apprentissage, etc.)
 - ▷ P 3.4. Définir les besoins en recrutement en lien avec les connaissances critiques de l'Organisation
 - ▷ P 3.5. Processus RH - Gérer et piloter la construction des formations et solutions d'apprentissage
 - Processus 4. Soutenir les dispositifs de créativité et d'innovation
 - ▷ P 4.1. Soutenir les activités de créativité
 - ▷ P 4.2. Soutenir l'activité d'innovation
 - ▷ P 4.3. Faire le bilan des connaissances acquises au cours des activités d'innovation / créativité
 - Processus 5. Soutenir les processus opérationnels
 - Processus 6. Transformer l'information externe en connaissance utile pour l'organisation
 - Processus 7. Outiller les activités KM
 - ▷ P 7.1. **Interagir avec les outils d'IA**
 - Processus 8. Piloter le Système KM
 - ▷ P 8.1. Définir la stratégie et les objectifs KM
 - ▷ P 8.2. Construire le plan KM accepté par la direction de l'Organisation
 - ▷ P 8.3. Évaluer le Système KM : les audits
 - ▷ P 8.4. Superviser le Système KM : processus de décision, revues de pilotage, tableaux de bord des indicateurs, ressources humaines et matérielles, niveau de compétence, etc.
 - ▷ P 8.5. Organiser et conduire les actions de mise en place et d'amélioration du Système KM : sensibiliser, communiquer, mobiliser les acteurs, conduire les actions, etc.

(b) L'attente utilisateur par rapport au SKM

(c) PARNASSE : Processus du SKM de référence

FIG. 3 – L'utilisateur du SKM et les processus d'un SKM dans PARNASSE

Le processus P 7.1 « *Interagir avec les outils d'IA* » (cf. figure 3c) doit donc prendre en compte tous ces éléments implicitement attendus d'éthique et de confiance afin de satisfaire pleinement l'utilisateur du SKM.

4 L'apport de l'intelligence artificielle

Le « *Management de la Connaissance* » devant être pratiqué par les ingénieurs de la connaissance [Berger (2015)] s'inscrit directement dans la branche « *Connaissance* » de l'intelligence artificielle telle que nativement définie à Dartmouth [McCarthy et al. (1955)] lors du séminaire fondateur de l'IA. Si les systèmes experts et les systèmes à base de connaissance

7. PARNASSE acronyme de Portail Associant la Référence Normative avec un Référentiel Structuré d'Entreprise.

Le KM, clé stratégique sur l'apport de la « Mémoire d'Entreprise »

« *d'antan* » ne fonctionnent pas de la même façon que les bases de connaissance actuelles⁸, ces dispositifs nécessitent tous de colliger de la connaissance, de l'éliciter et de suivre un processus pour faire qu'elle soit validée par l'expert donneur avant d'être mise à disposition pour être actualisée dans le futur. Quand la validation des règles des systèmes experts était très complexe (maîtrise du déclenchement de la règle ou validation du système général), la validation des bases de connaissance actuelles est rendue plus abordable même si elle requiert le même soin, la même attention et la même précision. Nous aurons bien noté au passage que ces bases actuelles dérivent de « *concepts de l'IA* ».

4.1 La contribution dans l'abstraction et la représentation

L'outil Ardans Knowledge Maker® reconnu en France comme le référent dans les démarches de capitalisation d'expertise intègre des notions industrialisées issues des techniques et « *concepts de l'IA* ». Quand on parle de « *solution hybride* » cela se confirme car il exploite ces dispositifs :

- ▷ « *Taxonomie* » : la constitution d'arborescences de concepts classifiés pour décrire le langage du métier est un concept très précieux : cela aide le novice à comprendre cette hiérarchie de termes, à les positionner les uns par rapports aux autres, cela aide à décrire les environnements qu'ils soient physiques (comme dans l'ingénierie système) ou fonctionnels, que cela soit des contextes de travail ou des notions de priorité de droit ; L'arbre de Porphyre (234-305) (cf. figure 1b) est l'ancêtre de cette représentation. Cette mise en avant de concept sert aussi l'indexation de la base de connaissance.
- ▷ « *Objet* » : la représentation des connaissances est très friande de l'usage de cette forme de langage ; que l'on parle de Classe, Attribut, et Instance, ou de Modèle, Rubrique, et Fiche, il s'agit de peu ou prou de la même chose !
- ▷ « *Héritage* » : l'héritage est une notion essentielle de la programmation orientée objet qui permet de définir une nouvelle classe à partir de classes existantes ; idem pour les modèles qui peuvent hériter de modèles.
- ▷ « *Ontologie* » : le liage entre les éléments qui existent dans les bases de connaissance est extrêmement précieux. Il s'agit d'un véritable « *graphe sémantique* » qui est élaboré au fil de l'eau. Il est autant utilisé pour l'élaboration que pour la consultation de la base de connaissance [Vexler et al. (2013)].
- ▷ « *Apprentissage* » : l'indexation n'est pas que syntaxique, elle est aussi sémantique. elle se réalise par un apprentissage sur les contenus validés de la base de connaissance pour appuyer l'utilisateur en consultation comme en contribution [Berger et al. (2020)].
- ▷ « *Hypertexte, url, web* » : le succès initial de l'IA est la capacité de tissage du lien qui rend possible une navigation dans cette ontologie [Ganascia (2024)] si implicite à nos systèmes actuels qu'il serait indécent d'omettre de le citer !

8. Les connaissances étaient écrites sous format de règles pour qu'un moteur d'inférence raisonne selon des faits établis, quand les connaissances sont aujourd'hui décrites dans des objets comprenant des champs de texte ou de valeur avec des liages entre les objets.

4.2 Le process COGNICOACH en garantie du transfert de connaissance

Parmi les actions de « *Mémoire d'Entreprise* » on remarque la pertinence de l'« *EKT* » pour Transfert de Connaissance d'Expert (*i.e. Expert Knowledge Transfer*). Nous avons évoqué supra le processus long qui concerne l'explicitation de la connaissance avec en particulier le travail méticuleux et précis de la validation d'une base de connaissance : la photographie (cf. figure 1a) illustre ici concrètement à quoi ressemble les deux objectifs d'un transfert, avec d'une part de validation de la connaissance de l'expert "donneur", et d'autre part la bonne appropriation du "receveur" : on définit ce process « **COGNICOACH** ».

L'ingénieur de la connaissance échange avec l'expert face à lui sur l'explicitation qui a été traduite dans la base de connaissance. Ce travail est présenté sur l'écran de l'ordinateur qui est retransmis simultanément via la vidéoconférence à l'expert receveur (ici à 1350 km).

On observe ainsi que la retranscription de cet « *élément de connaissance* » est soumis à l'expert pour valider la fidélité de l'élicitation de son point de vue. Ce contenu est alors proposé au regard du receveur, qui étant déjà un spécialiste du domaine va naturellement « *stresser* » ce contenu. De cette réaction, un ajustement est réalisé si nécessaire afin de consolider l'appropriation par le receveur. Ce « **COGNICOACH** » vise à garantir l'appropriation du receveur (cf. figure 3a) en vérifiant notamment les aspects « *Clarté* », « *Contextualisation* », « *Argumentation* »... (cf. figure 3b). Dans certains cas, un complément nécessitant un nouvel élément de connaissance est produit et ajouté : la formulation de Davenport et Prusak (1998) a été justement transcendée en « *Transfert de connaissances = Transmission + Absorption & Utilisation + Enrichissement* » [Berger et al. (2024)]⁹. En effet, un transfert de connaissance n'est parfaitement réalisé que lorsque le receveur va au-delà de ce qui lui a été transmis, en contribuant, à son tour, à l'enrichissement du patrimoine de son organisation.

Ce mode de construction « **COGNICOACH** » garantit une excellente confiance dans le système qui gère cette mémoire : à charge de l'organisation de maintenir la bonne actualisation du travail consciencieux initialement produit.

4.3 La « *Mémoire d'Entreprise* » et l'exploitabilité en confiance des LLM

L'arrivée des grands modèles de langage (en anglais « *Large Language Models* » ou LLM) est en train de chahuter la question de l'exploitation des outils informatiques pour interroger de grands volumes de données et de textes en particulier. Le sujet sur lequel il n'y a pas de question est que les bases de connaissance qui contiennent une mémoire stratégique de l'entreprise ne sont pas connectées à l'extérieur pour des questions triviales de sécurité. La problématique concerne donc le volume de "contenu" qui est nécessaire pour avoir la capacité à disposer d'un apprentissage efficace afin d'avoir des réponses « *pertinentes* » et celui à partir duquel les « *hallucinations* » vont insidieusement apparaître. Moris (2024) observe sur nos bases qu'une progression dans le séquençage des étapes suivantes délivre des résultats prometteurs :

- 1 - Disposer d'une ontologie et d'une modélisation pertinente.
- 2 - Avoir un corpus de connaissance validé significatif.
- 3 - Avoir réalisé une indexation sémantique sur ce corpus.
- 4 - Exploiter 1, 2 et 3 pour exécuter le principe du RAG¹⁰ en produisant un « *Prompt Augmenté* » afin que le LLM génère une réponse pertinente.

Ce dernier point est essentiel pour conserver la confiance dans le dispositif.

9. A la version **Knowledge Transfer = Transmission + Absorption & Use** est ajouté + **Enrichment**

Le KM, clé stratégique sur l'apport de la « Mémoire d'Entreprise »

On note que pour l'utilisateur lambda les impératifs suivants sont implicitement respectés :

- ▷ « *Justification* » : il peut disposer de la « *justification* » de cette réponse avec la ou les éléments de connaissance qui ont permis de répondre à la requête.
- ▷ « *Maîtrise* » : le système s'abstient de générer des extrapolations si la base de connaissance est vide sur le sujet du questionnement.
- ▷ « *Consistance* » : le système garantit le fait de rester dans le périmètre maîtrisé par la base et donc n'est pas victime d'hallucinations en mélangeant allègrement des notions présentes mais décontextualisées.

Néanmoins la spécification du RAG comme sa validation sont très ésotériques et subtiles voire métastables à l'usage. Le danger réside dans le fait que l'utilisateur soit fasciné par l'élégance de la réponse et qu'aveuglé, il ne soit pas en mesure de discerner qu'il ne s'agisse que d'une assertion fantasque, magnifiquement sublimée par une écriture délicieusement spéculaire.

5 La « mémoire de l'entreprise » utile valorisée par le KM

Si Friedrich Nietzsche affirme que « *le futur appartient à celui qui a la plus longue mémoire* », il faut admettre que l'entreprise a un véritable enjeu patrimonial à savoir valoriser sa mémoire collective. Les processus métiers, qui évoluent pour suivre les changements réglementaires ou législatifs, pour anticiper les mouvements des marchés qui les composent, pour enrichir l'offre en continu pour satisfaire la clientèle, doivent être parfaitement appropriés par les personnels concernés. Ils doivent aussi disposer de l'entière adhésion de tous les collaborateurs qui contribuent aux produits ou aux services considérés. Le problème est que la transmission d'un savoir et de son assimilation pour que celui-ci devienne une compétence réelle, nécessitent du temps.

Dans le questionnement de ce qui doit (est utile à) être mémorisé pour l'entreprise, il y a :

- ▷ « *Infobésité ou pertinence* » : l'accumulation de contenu dans le temps risque de noyer le collaborateur par des informations superfétatoires (car prochainement obsolètes). Par exemple, un obstacle qui bloque l'innovation aujourd'hui ne sera-t-il pas contourné demain ? Mémoriser une telle situation serait-il potentiellement profitable à l'entreprise ?
- ▷ « *Intérêt ou bruit* » : un contenu n'a de valeur ajoutée que s'il facilite le discernement du collaborateur. Il doit faciliter les choix et les justifications du collaborateur par sa pertinence et sa complétude (absence de silence), et ne pas perturber la réflexion de ce dernier par la proposition d'éléments inappropriés.
- ▷ « *Verticale ou transverse* » : la complexité comme la richesse des objets manipulés dans les organisations font que, à la connaissance verticale d'un expert, s'ajoute une connaissance transversale d'un architecte, voire une expérience en profondeur de la vie de l'objet en exploitation par le mainteneur. Comment garantir la bonne cohérence globale ?

Acquérir une vision holistique de la connaissance dans certaines organisations est une gageure aujourd'hui. Il va falloir s'attacher à rendre cette mémoire vivante et accessible dans tous les sens du terme. On se gardera de croire encore pendant quelque temps que les moteurs fondés sur les LLM résoudre le sujet en un clic : la « *Mémoire d'Entreprise* » est définitivement un sujet stratégique. Elle ne se construira que collectivement, intégrant la culture et l'ADN de l'organisme pour s'appuyer sur les acquis présents ou passés afin de mieux préparer l'avenir.

Références

- Moris, E. (2024). Sémantique et LLM dans AKM. In *8^{ème} édition d'Ardans Users'Group Meeting (AUGM2024)*. Ardans, Paris-Saclay, France.
- Ganascia, J.-G. (2024). *L'I.A. expliquée aux humains*. Paris : Edition du Seuil.
- Berger, A., S. Boblet, T. Cartié, J.-P. Cotton, et F. Vexler (2024). Planter une approche hybride dans une démarche d'ingénierie de la connaissance pour manager les avis techniques relatifs au retour d'expérience d'exploitation d'un équipement sensible complexe. In *35^{èmes} IC'2024* <https://lc.cx/Hk8mDx>. AFIA & L3i La Rochelle Univ.
- Berger, A. (2023). Regard sur l'ingénierie de la connaissance face à l'ISO30401. In *34^{èmes} Journées francophones d'Ingénierie des Connaissances (IC'2023)*, Volume <https://lc.cx/Hk8mDx>, Strasbourg, France. Plate-Forme Intelligence Artificielle (PFIA).
- Ganascia, J.-G. (2023). Le cordonnier, l'ultracrepidarianiste et chatgpt. In *Sciences et Avenir - Mai 2023*, Volume <https://lc.cx/nyFPXU>.
- Coustillière, P. (2022). L'Ingénierie Système, un outil pour le KM Manager? In *Club Gestion des Connaissances*, Volume <https://lc.cx/O3wTat>.
- Berger, A., F. Vexler, C. Mary, et J.-P. Cotton (2020). Réflexion sur le choix d'un classifieur sémantique destiné à aider le cognitif dans l'élaboration d'une base de connaissance et la garantie de sa consistance dans le temps. In *6^{ème} APIA'2020* <https://lc.cx/9m7WwU>, Angers, pp. 67–74.
- Secretary, I. C. (2018). Knowledge management systems — requirements iso30401:2018. In <https://lc.cx/TWDeFT>, International Organization for Standardization. Geneva, CH.
- Berger, A. (2015). Évolution dans l'industrie du métier d'ingénieur cognitif ou d'ingénieur de la connaissance entre 1985 et 2015. In *1st Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA 2015) at the Plate-forme Intelligence Artificielle*, Volume <https://lc.cx/YdDZMv>, Rennes, France, pp. 23–33.
- Vexler, F., A. Berger, J.-P. Cotton, et A. Belloni (2013). Éléments d'appréciation et d'analyse d'une base de connaissance : l'expérience industrielle d'Ardans. In *Actes Atelier AIDE à EGC'2013, 13^{ème} Conférence Francophone sur l'Extraction et la Gestion des Connaissances*, Volume <https://lc.cx/z4taz0>, Toulouse, France, pp. 59–72.
- Grundstein, M. (2003). De la capitalisation des connaissances au management des connaissances dans l'entreprise, les fondamentaux du knowledge management. In *Management des connaissances en entreprise*, pp. 25–54. Economics Papers from University Paris Dauphine.
- Davenport, T. et L. Prusak (1998). *Working Knowledge : How Organizations Manage what They Know*, Volume <https://lc.cx/fPR85V> of *EBSCO eBook Collection*. HBSP.
- Nonaka, I. et H. Takeuchi (1995). *The Knowledge-Creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press.
- McCarthy, J., M. Minsky, N. Rochester, et C. Shannon (1955). A proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence. In <https://lc.cx/hzjf0Q>.

Summary