

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-

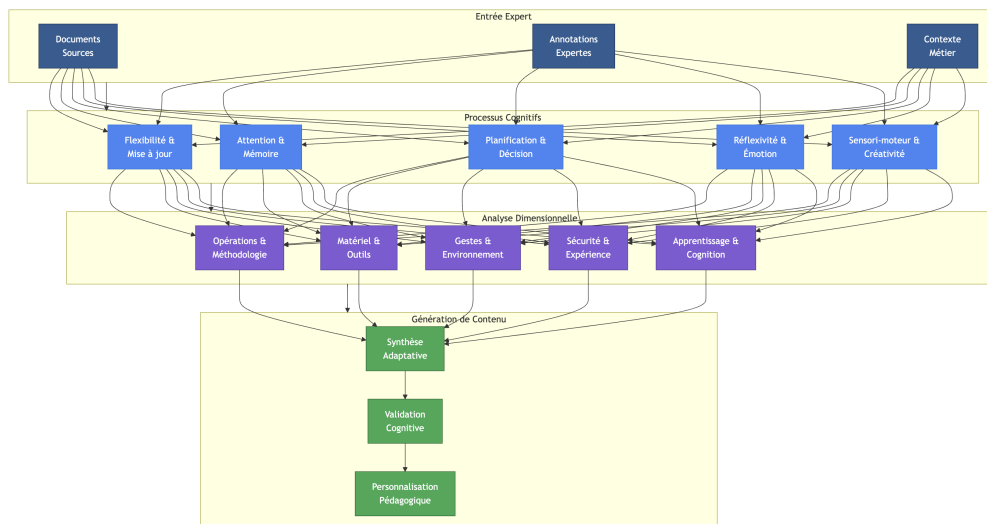


FIG. 1 – Architecture générale du système CoGeo montrant l’interaction entre les différents modules et le flux de traitement des connaissances.

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.