

# La pérennisation du savoir tacite des acteurs métier à l'ère de l'Intelligence Artificielle : émergence d'enjeux inédits à travers une étude de cas multiples

## Sustaining the practitioners' tacit knowledge in the age of Artificial Intelligence: new challenges emerging through multiple case study

Anna NESVIJEVSKAIA<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Haute Ecole Spécialisée de Suisse Occidentale, Genève, anna.nesvijevskaia@hesge.ch

**RÉSUMÉ.** Cet article explore la pérennisation des savoirs tacites des acteurs métier dans le cadre des projets visant la conception d'usages d'Intelligence Artificielle (IA) dans les organisations. À travers la confrontation entre un état de l'art interdisciplinaire sur les savoirs tacites et un terrain d'observation de 7 cas d'application en France et en Suisse, cet article met en lumière les dynamiques de capture des savoirs tacites des acteurs métier lors de la conception et de l'exploitation des modèles IA et révèle trois pistes de réflexion : (1) l'émergence de nouveaux dispositifs de traduction des connaissances métier en modèles de données et de capture de savoirs tacites à travers la maïeutique réalisée en phase de conception, (2) la difficulté à tenir compte des savoirs tacites inconscients dans l'évaluation de l'IA à l'usage, révélant des enjeux d'interprétabilité, de biais cognitifs et de confiance, et (3) la capture des savoirs, y compris tacites, comme finalité première de projets de science de données au service de leur pérennisation. Mais cette capture peut ne pas être souhaitée par les acteurs métier, voire introduire une intermédiation empêchant le développement ultérieur de leurs savoirs tacites issus de l'expérience du réel au profit de ceux liés à l'usage de l'IA. Ces pistes mènent au perfectionnement des dispositifs de pérennisation de savoirs tacites, à condition de justifier leur légitimité et de maîtriser des risques de dérives.

**ABSTRACT.** This paper explores the perpetuation of practitioners' tacit knowledge in the context of projects aimed at designing Artificial Intelligence (AI) uses in organizations. By comparing an interdisciplinary review of the state of the art on tacit knowledge with an observational field study of 7 application cases in France and Switzerland, this article sheds light on the dynamics of capturing practitioners' tacit knowledge during the design and operation of AI models and highlights three areas for consideration: (1) the emergence of new devices for translating practitioners' know-how into data models and capturing tacit knowledge through the maieutic carried out in the design phase, (2) the difficulty of taking unconscious tacit knowledge into account when judging AI in use, revealing issues of interpretability, cognitive bias and trust, and (3) the capture of knowledge, including tacit knowledge, as the primary goal of Data Science projects. But this capture may not be desired by the practitioners or even introduce an intermediation that prevents the development of further tacit knowledge derived from real-life experience in favour of that linked to the use of AI. These considerations lead to the improvement of tacit knowledge perpetuation devices, as long as their legitimacy is justified, and the risks are mitigated.

**MOTS-CLÉS.** Savoirs tacites, Gestion des connaissances, Science de données, Intelligence Artificielle, Interdisciplinarité, Compétences, Ressources Humaines, IA de Confiance, Comportement Informationnel.

**KEYWORDS.** Tacit Knowledge, Knowledge Management, Data Science Project, Artificial Intelligence, Interdisciplinarity, Skills, Human Resources, Trusted AI, Information Behaviour.

Le phénomène data [BOY 12] qui a marqué les organisations dans les années 2010 a abouti à un grand nombre de projets pour concevoir des modèles appliqués d'Intelligence Artificielle (IA). Beaucoup ont donné lieu à des usages innovants au service de métiers historiques, touchant plus ou moins à toutes les fonctions d'une organisation et à tous les secteurs d'activité [MAN 11]. Ce phénomène connaît une nouvelle vague à travers le développement des usages de l'IA générative, et en particulier des grands modèles de langage, ou LLM [MIN 24] : les usages touchent alors à des sources de données de plus en plus proches de la pratique métier, et permettent une interactivité inédite avec les

résultats des modèles, notamment à travers le *prompting*. L'exploitation de tels usages correspond à une modification des pratiques des acteurs métier historiques, ce qui nécessite la capture de leurs savoirs préexistants pour spécifier les besoins au cours de la conception, puis induit des savoirs tacites nouveaux au cours de l'exploitation, comme cela a pu être mis en évidence dans la pratique de la radiologie [ANI 21] ou dans la modification de la nature de la pensée critique [LEE 25]. Dans ce contexte de développement rapide des usages basés sur l'IA, se posent des questions d'impact sur le savoir des acteurs métier, et en particulier sur leurs savoirs tacites. Les projets de conception de modèles appliqués d'Intelligence Artificielle peuvent-ils contribuer à la pérennisation du savoir tacite au sein des organisations ?

Pour répondre à ces questions, cet article s'appuie sur une proposition de cadre conceptuel interdisciplinaire sur les savoirs tacites et sur une confrontation rétrospective de ce cadre avec le terrain observé au cours d'une recherche-action de neuf années. Ces travaux aboutissent à une première identification des savoirs capturés au cours d'un projet de science de données, mettent en lumière la place des savoirs tacites des experts métier, et tirent des pistes de réflexion sur les enjeux de capture des savoirs tacites des experts métier à travers l'IA. En particulier, ils pointent (1) l'émergence de nouveaux dispositifs de traduction de connaissances métier en modèles de données et de capture de savoirs tacites à travers la maïeutique réalisée en phase de conception, (2) la difficulté à tenir compte des savoirs tacites inconscients dans l'évaluation de l'IA à l'usage, révélant des enjeux d'interprétabilité, de biais cognitifs et de confiance, ainsi que (3) la capture des savoirs, y compris tacites, comme finalité principale de projets de science de données au service de leur pérennisation. Mais cette capture peut ne pas être souhaitée par les acteurs métier, voire introduire une intermédiation empêchant le développement de leurs savoirs tacites issus de l'expérience du réel au profit de ceux liés à l'usage de l'IA. Ces pistes mènent au perfectionnement des dispositifs de pérennisation de savoirs tacites, à condition de justifier leur légitimité et de maîtriser des risques de dérives.

## 1. Savoirs tacites : vers un cadre conceptuel interdisciplinaire

Le concept de savoirs tacites s'est développé dans la gestion des connaissances au cours des dernières décennies, mais s'inscrit dans une conception plus divergente des savoirs et des connaissances par les disciplines impliquées dans les projets de sciences de données. Ceci appelle une mise à plat interdisciplinaire afin de préciser les définitions et le périmètre des concepts traités dans ces travaux, et en particulier la place et les caractéristiques des savoirs tacites.

### 1.1. Etat de l'art

Tout d'abord, s'impose une clarification du terme « savoir ». Dans les sciences de l'information, le savoir constitue en général le concept ultime de la hiérarchie de la donnée DIKW (*Data, Information, Knowledge, Wisdom*) [ACK 89, ROW 07]. Il est objectif, porteur de sens général et d'explication de lien causal. Le savoir résulte d'une prise de hauteur sur des connaissances, plus subjectives, relatives à un contexte particulier de prise de décision renseignée. Comme le savoir, les connaissances permettent d'agir ou de répondre à des questions (finalité applicative), mais seul le savoir est réservé aux humains, par opposition aux machines. La connaissance est issue d'une interprétation d'informations, qui sont des données organisées, mises en forme (du latin *in-formare*) pour un contexte spécifique d'usage. Cette hiérarchie pose une base assez souple pour faire converger les sciences de l'information et de la Communication [DEL 05], les sciences informatiques [MIL 13] et certains travaux interdisciplinaires [BER 11] pour pointer les opportunités et les défis majeurs qui s'ouvrent sur la chaîne de valeur de la donnée face au phénomène data [NES 19]. Ces défis sont à la fois cognitifs [MAY 90] et informatiques, marqués par une « datafication » [CUK 13] croissante du monde réel dans des formats variés (tables, textes, voix, images...). Dans cette chaîne de valeur de la donnée, le savoir a également une finalité génératrice, c'est-à-dire la capacité à faire évoluer chaque étape : mieux capturer du réel par les données, mieux les transformer en informations, faciliter l'interprétation de ces informations pour créer des connaissances utiles à l'action ou l'élaboration de nouveaux savoirs.

Toutefois, cette hiérarchie occulte par construction le savoir qui n'est pas issu d'une mise en données du monde et d'une formalisation, et donc, *a priori*, tout savoir tacite. Ce savoir non formalisé peut provenir directement du réel à travers la perception et l'expérience humaine. Son rôle a été mis en évidence dans l'épistémologie, notamment à travers l'importance de savoirs tacites dans la découverte individuelle d'idées scientifiques [POL 67]. Pour les sciences de l'éducation, en revanche, le savoir tacite est issu d'un savoir formalisé préalable à travers un processus de « tacitation », c'est-à-dire l'utilisation d'un signe dont le sens est évident pour tous les acteurs après une phase d'apprentissage où ce savoir a été explicité, soit d'une semiose en contexte de déséquilibre de la connaissance [DEP 11]. La tacitation s'oppose alors à l'implication, qui nécessite un effort de raisonnement de la part du récepteur, ce qui complexifie l'apprentissage. Cette tacitation est proche du partage communautaire d'un sens à travers le dialogue menant à l'intelligence collective [BOH 21].

Par ailleurs, la hiérarchie DIKW est critiquée pour le manque de clarté de la distinction entre savoirs et connaissances [ERM 12]. Le domaine de gestion des connaissances préfère éluder la notion de savoir, au sens de la sagesse (*wisdom*), au profit du terme *knowledge*, traduit par savoir ou connaissance. Elle priviliege en outre la distinction entre les connaissances individuelles et collectives et une opposition entre les « connaissances tacites », naissant de l'expérience, de la pratique et de l'observation, s'exprimant difficilement en langage formel au profit des intuitions, des pressentiments ou d'instincts, et les « connaissances explicites », c'est-à-dire formalisés ou faciles à formuler à travers des mots ou des nombres [NON 95]. Le passage des premières aux secondes peut être réalisé à travers l'externalisation, c'est-à-dire la mise en commun de connaissances tacites individuelles au sein d'un groupe de praticiens, puis plus largement au sein d'une organisation. Cette dynamique est par ailleurs appelée l'explicitation, réalisée grâce aux méthodes et outils d'ingénierie de la connaissance [BRA 09], inspirée de la maïeutique socratique. Selon une vision plus radicale [TSO 05], les connaissances en général, ancrées dans l'action, sont réservées à l'humain (non capturables par une machine). Les connaissances tacites y constituent alors un ensemble non formalisable, non verbalisable, bien que l'homme puisse en prendre conscience pour mieux les manifester et partager socialement des pratiques compétentes. Les connaissances tacites sont alors les plus uniques, un « trésor » réservé à l'homme [ROS 25]. Cette vision prouve un manque de convergence sur la distinction entre connaissance et savoir, mais ne semble pas incompatible avec la hiérarchie DIKW si l'on associe cette vision de la connaissance au terme « savoir », qui y est défini également comme réservé à l'humain et doté d'une finalité fonctionnelle.

Dans la pratique métier au sein des organisations, l'intérêt pour le savoir tacite est moins radical que pragmatique : allant de pair avec la culture de la collaboration et la confiance, l'impact de son partage a été prouvé comme positif sur la performance des organisations et des projets [KUC 17]. La capture des savoirs tacites limite le risque d'homme-clé (expertise individuelle, départ à la retraite...), et contribue à la valorisation du capital humain, qui fait partie des actifs immatériels générant des profits futurs. Ce capital se rationalise à travers l'adoption commune par l'enseignement et les organisations du concept de « compétences ». Souvent définies comme des aptitudes à réaliser des activités en situation, comme un ensemble complexe de savoir-faire (*know-how*) en action [LEB 10,15], les compétences s'inscrivent dans des référentiels pour être utilisées à l'échelle individuelle (identification et réduction des écarts entre les compétences requises et acquises) et collective (norme d'une communauté de pratique pour l'interaction, l'adaptation, le dimensionnement ou encore la mobilité interne et externe).

A ces référentiels de compétences, formels et assez arides, s'ajoutent des mouvements, postures ou opérations mentales représentant le geste professionnel, volontaire ou non, qui fait l'objet d'études ergonomiques, en particulier pour l'adaptation des outils ou la médecine du travail. De plus, si l'action sous-jacente à une compétence professionnelle s'appuie sur des connaissances procédurales, déclaratives (mémorisation d'une information) ou conditionnelles [TAR 98], leur détention n'est pas suffisante pour qu'un agent soit qualifié de « compétent » : en effet, il faut également posséder des connaissances théoriques qui donneraient du sens et des explications causales à la pratique. Enfin, la psychologie du travail, à l'image des activités sportives et artistiques, ajoute à cela la mise en évidence

d'un jugement de beauté par les pairs [DEJ 11] et d'une mécanique de libération de l'esprit de la technique [CLO 99], « sinon elles se dégradent en automatismes ». Acquise à travers la pratique individuelle seulement, cette libération résonne avec des approches plus spirituelles, par exemple à travers le mythe du Golem [KOR 23] qui pointe une distinction entre les activités routinières formalisables à travers l'écriture (y compris informatique) et les activités plus conscientes empreintes de la capacité d'aimer, ou encore à travers l'expérience du beau et du sublime décrit dès la Renaissance [BUR 1767].

Cette diversité de facettes du savoir en action, bien au-delà des compétences formelles, laisse entrevoir la difficulté à définir la nature des savoirs tacites dans la pratique métier. Toutefois, certains semblent individuels, endogènes, comme la libération de la technique à travers la pratique ou l'amour (pour son ouvrage, pour le processus de travail, pour son métier...), et d'autres collectifs, exogènes, et donc transmissibles. Par ailleurs, émerge la distinction entre les savoirs tacites exprimables de façon volontaire, et les savoirs non verbalisables, intuitifs, qu'ils soient d'ailleurs issus d'une pratique individuelle ou d'un inconscient collectif. Cette capacité humaine à transmettre sans formalisation tangible évidente se traduit notamment par le compagnonnage [ERM 98], levier historique de la pérennisation des savoirs tacites collectifs. Cette transmission est coûteuse, *a priori* non « numérisable », complète l'apprentissage de la pratique par un ensemble de rites d'initiation spécifiques à un métier ou encore la connaissance de son histoire et de ses mythes, et s'assujettit ainsi à un ensemble des représentations sociales du savoir, c'est-à-dire des artefacts qui incluent « croyances, valeurs, attitudes, opinions, images » [JOD 03] qui facilitent la diffusion des savoirs.

## 1.2. **Emergence d'un cadre conceptuel interdisciplinaire pour l'analyse des savoirs tacites**

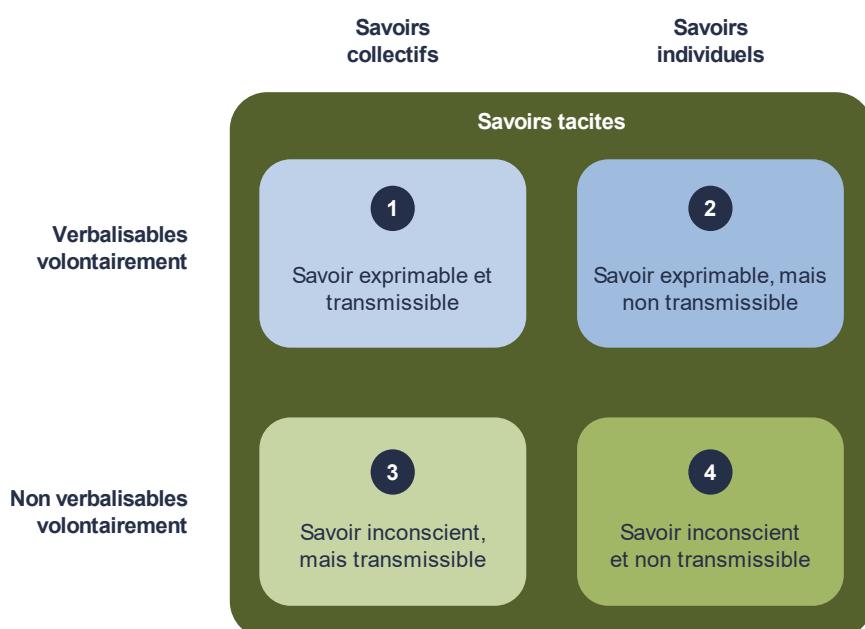
Cet état de l'art interdisciplinaire sur les savoirs tacites permet de proposer la convention d'un cadre conceptuel, approprié notamment pour comprendre l'impact des projets de science de données sur les savoirs tacites des acteurs métier.

Tout d'abord (voir **Figure 1**), les concepts clés peuvent être représentés dans une chaîne de valeur de la donnée inspirée de la hiérarchie DIKW et enrichie par les savoirs tacites. Les savoirs tacites sont issus de la perception directe du réel, sans passer par la mise en données du monde, ou bien d'un processus de tacitation représenté par la finalité génératrice du savoir, qui permet par ailleurs l'amélioration de la chaîne. Par ailleurs, il semble possible de trancher en faveur d'une distinction entre les termes « connaissance » (*know-how*, orienté sur l'action) et « savoir » (*knowledge*), en les distinguant par le fait que seul le savoir est propre aux humains. Ce modèle conceptuel fait une place à une présence humaine possible à toutes les étapes de la chaîne à travers le savoir tacite, mais aussi la possibilité d'une prise de décision inductive, voire automatisée, directement à partir des connaissances. Il permet également de représenter de façon simple la capture de savoirs tacites sous la forme de données, d'informations ou de connaissances, ce qui le maintient compatible avec les approches qui privilient le terme de « connaissances tacites » tout en précisant la forme de la capture. Pour être exhaustif, ce modèle est complété par la possibilité de ne pas capter le réel, ni à travers les données ni à travers les savoirs tacites, ce qui permet d'introduire l'absence de savoirs ou leur déperdition tout le long de la chaîne. Dans cette représentation, les actions qui découlent de la finalité fonctionnelle que partagent les savoirs et les connaissances font à leur tour partie du réel.

**Figure 1.** Le savoir tacite comme alternative à la mise en données du réel

Ce modèle conceptuel isole le savoir tacite des connaissances, qui n'ont pas de visée générative et ne sont pas réservées à l'humain, mais laisse assez de souplesse sur la frontière entre le savoir non tacite (formalisé) et tacite (non formalisé, mais plus ou moins formalisable). Face à la diversité des types de savoirs évoqués dans la revue de littérature, la caractérisation du savoir tacite se restreint à 2 dimensions qui semblent partagées et importantes : la possibilité ou non d'exprimer volontairement le savoir tacite, et son ancrage individuel ou collectif. Cela permet de dresser une cartographie des savoirs tacites classés en quatre catégories théoriques (voir **Figure 2**), bien que l'illustration de chaque catégorie par des types de savoirs mériterait des discussions plus avancées :

1. Les savoirs tacites exprimables et transmissibles à d'autres acteurs humains (exemples : compréhension d'un sens ou d'un lien de cause à effet, gestes professionnels conscients, représentations sociales...)
2. Les savoirs tacites exprimables, mais non transmissibles car issus de la pratique personnelle (exemples : libération de la technique, imagination...)
3. Les savoirs tacites inconscients, mais transmissibles (exemples : observation de gestes involontaires lors d'un compagnonnage, jugement de style, valeurs et croyances collectives...)
4. Les savoirs tacites inconscients et non transmissibles (exemples : intuitions gagnées à travers l'expérience personnelle, craintes, valeurs et croyances individuelles...)



**Figure 2.** Cartographie interdisciplinaire des savoirs tacites.

Dans la suite de l'article, l'impact des projets de science de données sur la pérennisation des savoirs tacites s'intéresse à confronter ce cadre interdisciplinaire à la réalité du terrain et à questionner les catégories et les dynamiques de pérennisation du savoir tacite.

## 2. Confrontation du cadre conceptuel interdisciplinaire avec le terrain

Le terrain est présenté ici du point de vue méthodologique, mais également conceptuel afin de clarifier ce qu'est un projet de science de données.

### 2.1. Méthode de recherche

Le terrain d'observation est constitué d'un corpus de sept projets de science de données réalisés entre 2015 et 2024 au sein d'une entreprise experte en conception de dispositifs d'IA pour des entreprises clientes en France et en Suisse. Ces projets sont sélectionnés parmi une centaine de projets réalisés sous la forme d'une recherche-action selon les critères suivants : ils ont fait l'objet d'une publication complète et ont mobilisé des acteurs métier. Ils sont en nombre suffisant pour saturer l'échantillon : l'ajout du dernier cas n'apporte plus d'idées ou de thèmes nouveaux. Cette démarche anthropocentrale favorise l'étude qualitative des interactions humaines, observées directement et illustrées par des extraits de documents anonymisés et des verbatims recueillis sur le terrain auprès des acteurs métier ou reconstitués à partir de la documentation projet. 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. Cette étude de cas multiples comprend (voir Figure 3) des dispositifs de prévision d'activité sur un plateau d'assistance [NES 19,21a], d'appels d'urgence par des boîtiers télématiques [NES 15], de détection de fraude [NES 21b,24], de LLM pour l'Intelligence Economique [NES 25], de modèle d'attrition, de prévention santé-prévoyance, et enfin de prévision du prix des agrumes [NES 19].

Dispositif analysé	Secteur / Fonction	Année de publication	Durée de l'observation
 Appels d'urgence par des boîtiers télématiques	Assistance / Call Center	2015	2 jours (entretiens et shadowing)
 Prévision d'activité sur un plateau d'assistance	Assistance / Contrôle de gestion	2019, 2021	5 ans
 Attrition en assurance santé	Assurance / Marketing	2019	1 an
 Prévision du prix des agrumes	Chimie (arômes et parfums) / Achats	2019	2 mois
 Détection de fraude	Banque / Risques et finance	2021, 2024	5 ans
 LLM pour l'Intelligence Economique	Fin. de l'Innovation / Ingénierie d'affaires	2024, 2025	1 an
 Prévention santé-prévoyance (Cas saturant l'échantillon)	Assurance / Direction générale	2019	9 mois

**Figure 3.** Corpus de l'étude de cas multiples

La problématique de ces travaux de recherche a émergé de façon rétrospective à l'occasion de la mobilisation d'une communauté scientifique par Arduin, Kheifa Chibout et Kirsch Pinheiro en 2024 autour de la gestion des connaissances tacites en entreprise à l'ère de l'IA<sup>1</sup>, favorisant les retours

<sup>1</sup> EGC (Conférence sur l'Extraction et Gestion de la Connaissance) 2025, Strasbourg, atelier « Gestion des connaissances tacites en entreprise : réflexions, retours d'expériences, bonnes pratiques et mauvaises surprises de l'intelligence artificielle », 28 janvier 2025. <http://km-ia.sciencesconf.org/>

d'expérience. A cette occasion, une première synthèse de pistes de réflexions a été partagée et confrontée à la communauté. Cet article détaille les résultats de recherche présentés à cette occasion en apportant des réponses aux questions soulevées et au besoin de mettre en perspective les pistes de recherche avec une définition interdisciplinaire des savoirs tacites.

## 2.2. Concepts clé liés aux projets de science de données

Les projets de science de données constituent des phases de conception de dispositifs métier embarquant des algorithmes d'IA. Ces algorithmes sont des modèles informatiques composés d'un ensemble de données en entrée, d'une suite finie et non ambiguë d'opérations, et de résultats permettant de répondre à une problématique métier sous la forme d'un usage. Ces usages, plus ou moins automatisés, sont généralement de deux sortes : des études ponctuelles visant la génération de connaissances (ex : études cliniques avancées, enquêtes de marché...) ou des solutions déployées en production au service d'une prise de décision récurrente (ex : détection de fraude, moteurs de recommandation...). Ainsi, un projet de science de données comporte des activités techniques, liées à l'algorithme lui-même, des activités liées à l'usage, qui sera exploité après le projet de conception, ainsi que des activités de gestion de projet.

Les acteurs métier impliqués dans ces projets sont considérés comme des responsables de l'expression du besoin (explicite) ou comme des utilisateurs de la solution IA. Au-delà, leur rôle est peu couvert dans la littérature, qui se concentre essentiellement sur les aspects techniques de tels projets. Les acteurs métier possèdent un ensemble de connaissances et savoirs métier, et interagissent avec des porteurs de compétences data pour la manipulation des données en phase de conception, et en particulier les *Data Scientists*. Cette polarisation entre métier et data, bien que simplifiée, permet de schématiser un dispositif projet minimal et de mettre en évidence un apprentissage mutuel. Les modèles de processus sous-jacents à de tels projets, comme KDD [FAY 96] ou CRISP\_DM [SHE 00], tiennent compte de cette interaction : le dernier met notamment en évidence des interactions plus fréquentes en phase de compréhension des besoins métier et des données, mais aussi lors de l'évaluation métier des modèles qui résultent de la conception, cette dernière étape visant à confirmer leur utilité (voir Figure 4). Lorsque l'utilité n'est pas confirmée, le projet s'arrête ou conduit à un changement d'expression du besoin. Par ailleurs, un modèle jugé utile peut faire l'objet d'évolutions, ce qui conduit à une cyclicité des projets data. Ces dynamiques s'appuient aussi sur une interaction entre le pôle métier et le pôle data : initialement déséquilibré, ce dialogue peut s'améliorer grâce à l'expérience et la montée en compétences mutuelle.

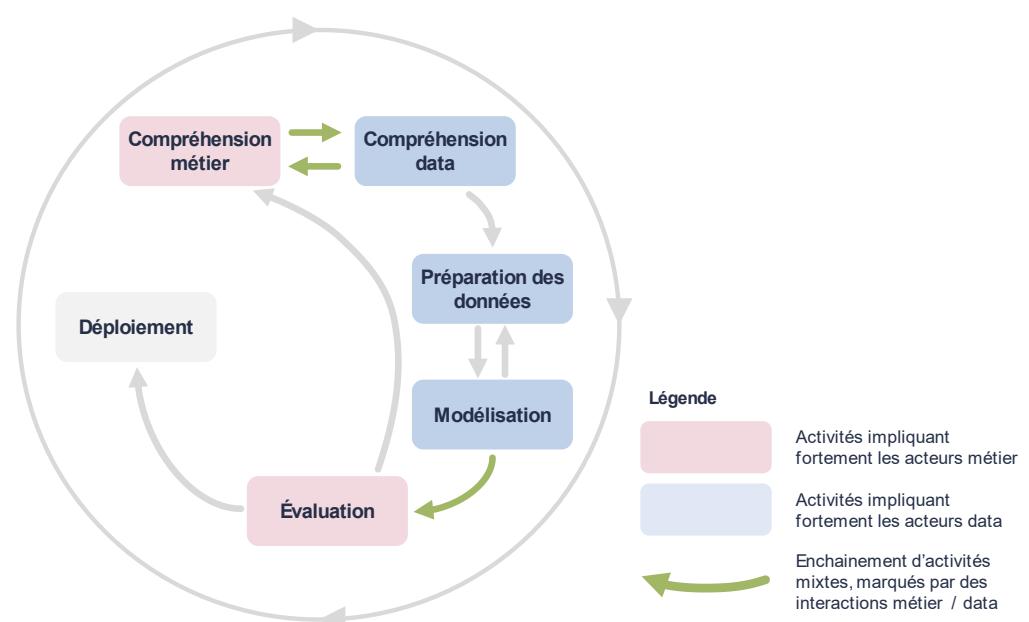


Figure 4. Modèle de processus CRISP\_DM et interactions principales entre les acteurs métier et data.

Le risque de modification de cette expression des besoins fait partie des facteurs d'agilité [BOE 04], imposant une adaptation des méthodes de gestion de projet. Les méthodes agiles favorisent un dialogue direct entre les pôles et s'accordent avec des situations à fortes incertitudes, qu'elles soient structurelles (dynamique de marché, pression concurrentielle, rapidité d'évolution des modèles IA...), dépendantes de la maturité des acteurs impliqués (faible culture data des acteurs métier, méconnaissance du métier par les *Data Scientists*, difficultés à anticiper la performance des modèles IA probabilistes...), ou liées à d'autres facteurs de risque projet non spécifiques à l'IA. Toutefois ces avantages sont acquis au détriment des contraintes historiques de documentation complète qui explicite l'expression des besoins.

Au-delà de ces enjeux de documentation, l'introduction des itérations confirme une place centrale des acteurs métier dès la phase projet dans l'usage et l'évaluation des résultats d'un projet data, et en particulier des résultats de modèles d'IA. Or, l'usage de l'IA est porteur de promesses de gains en efficience sur les processus métier, ce qui peut entraîner une reconfiguration des dispositifs d'application des savoirs. Par ailleurs, l'IA permet aujourd'hui, en théorie, une exploitation de données inédites (sources, formats, modalités d'interaction...) touchant aux artefacts et aux comportements physiques et informationnels des praticiens. Cet ensemble de traces porte un signal permettant de capturer de nouvelles facettes de la réalité des pratiques contextualisées, y compris en contournant le praticien et ne nécessitant pas d'effort de conscientisation de sa part dans le cadre de prise de décision automatisée. Cette nouvelle modalité de capture présente une opportunité évidente pour les organisations pour la valorisation des savoirs, mais se heurte également aux limites éthiques, qui dépassent déjà le cadre du débat pour se transformer en éléments de règlementation. Notamment, le AI Act interdit l'influence comportementale à l'insu des individus ou l'analyse de leurs émotions sur le lieu du travail, ou encore considère comme à risque les usages de l'IA liés à la formation professionnelle et l'emploi et la gestion des travailleurs. Par ailleurs, le RGPD protégerait les salariés à travers la non-reconnaissance de leur consentement : en effet « le consentement des salariés n'est pas nécessaire ni pertinent » vu la relation hiérarchique et la pression pour l'accès à l'emploi, donc en théorie leurs données personnelles ne peuvent pas être exploitées. Ainsi, à l'ère de l'IA et de la mise en place de projets de science de données, la question de la nature et des modalités de capture des savoirs métier, et en particulier des savoirs tacites, se pose frontalement et dépasse les enjeux opérationnels pour toucher aux choix de valeurs et aux cadres légaux de nos sociétés.

### 3. Résultats

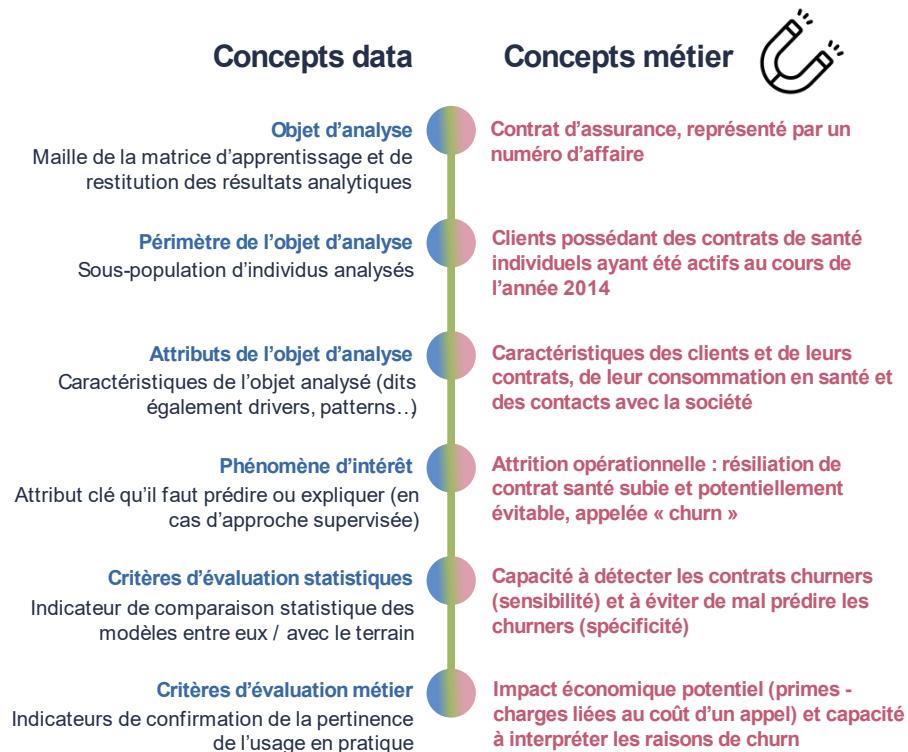
L'analyse de cas multiples met en lumière les premières réflexions sur les projets de science de données comme de nouveaux dispositifs de capture de savoirs tacites, et ce tant lors de la conception qu'au cours de l'usage des algorithmes. Elle met également en évidence que les acteurs peuvent ne pas souhaiter ce partage de leurs savoirs, y compris tacites.

#### 3.1. Projets de science de données, de nouveaux dispositifs de formalisation de connaissances métier

La première piste de réflexion porte sur la formalisation de problématiques métier à résoudre à travers les projets de science de données. Cette problématique métier fait essentiellement référence à la « connaissance » métier : elle a une finalité applicative (détecter une opération soupçonnée comme frauduleuse, prévoir le nombre d'appels entrants...) et peut être transférée à une machine. 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 métier sous la forme de données. Ces concepts peuvent être explicites ou implicites, c'est-à-dire nécessitant un effort de la part des *Data Scientists* pour comprendre des concepts métier et les traduire en données. Ainsi, l'algorithme est une nouvelle façon de formaliser une connaissance métier.

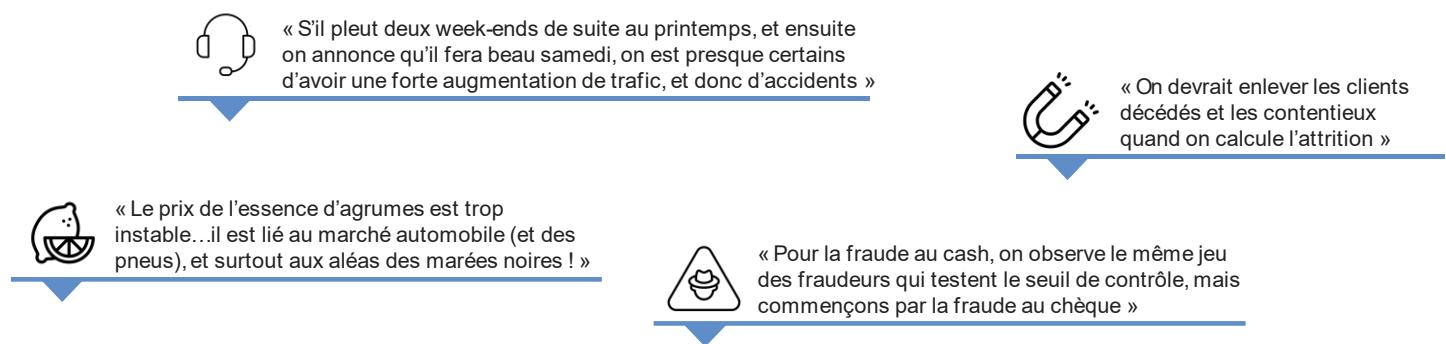
Le savoir tacite intervient dans ce dispositif à plusieurs niveaux. Tout d'abord, il faut noter que l'apprentissage est mutuel : à travers les interactions avec les *Data Scientists*, les acteurs métier comprennent mieux les concepts liés aux algorithmes (voir **Figure 5**), ce qui fait partie du champ de la

littératie de l'IA. Or, ces concepts sont transposables à différents usages et bénéficient ainsi aux acteurs métier à plus long terme dans le cadre de gestion de portefeuille de projets data multiples. Cela enrichit les compétences et le savoir collectif à visée générative pour l'amélioration de la prise de décision, et induit une dynamique de « tacitation », signe d'un apprentissage.



**Figure 5.** Extrait de documentation illustrant une structure typique de concepts data et leur traduction en concepts métier spécifiques au projet d'attrition en assurance santé

Ensuite, la démarche de formalisation mobilise des méthodes de maïeutique classique pour capter des savoirs, dont des savoirs tacites (voir **Figure 6**), et constitue ainsi un vecteur d'externalisation. Cette capture vise les savoirs tacites individuels, issus de la pratique et de l'observation directe du réel, ou collectifs, parfois inspirés par des pratiques en dehors du périmètre du projet ou révélant des différences de pratique.



**Figure 6.** Verbatims dans la phase de conception d'un modèle IA

Enfin, ces projets peuvent produire une documentation au-delà du cahier des charges de l'algorithme, captant des éléments de sens, des doutes, des hypothèses à tester ou encore des facteurs de jugement qualitatifs difficiles à modéliser (voir **Figure 5**). Ces documents peuvent constituer également des vecteurs d'externalisation, à condition que la valeur de cette formalisation soit jugée suffisante pour justifier son coût (voir **Figure 7**). La réglementation européenne *AI Act* présente dans ce

sens une opportunité pour la pérennisation du savoir tacite en rendant obligatoire la documentation des algorithmes pour les usages à risque.



« L'un des livrables qui nous intéresse le plus, étonnamment, est le Databook qui contient la description des données utilisées et créées au cours du projet. On va le réutiliser »

**Figure 7.** Verbatim illustrant la valeur de la documentation des savoirs

### 3.2. La révélation des jugements personnels lors de l'usage de l'IA

Si une partie des critères de jugement est exprimée lors de l'externalisation décrite ci-dessus, l'usage des modèles IA agit également comme un révélateur de critères difficiles à verbaliser, voire inconscients. Difficiles à capter à travers les verbatims, ces critères émergent seulement lors des confrontations des acteurs métier aux résultats des algorithmes sous la forme de comportements informationnels, parfois reportés à travers les verbatims d'autres acteurs du projet (voir **Figure 8**). Ces critères expriment les enjeux d'interprétabilité, surtout face à la complexité, de jugement de valeur et d'éthique, ou encore de confiance au sens large.



« L'évaluation est déjà très compliquée à interpréter entre les membres de l'équipe Data Science, et encore plus à communiquer en externe !! Les utilisateurs prennent peur, et les décideurs ne veulent pas rentrer dans les détails. »



« Ce profil, ce sont les grossesses...On l'élimine, je ne veux pas qu'il soit abordé avec nos clients, ça poussera à la discrimination »



« On va traduire ces facteurs de risque avec des mots et des leviers très simples à comprendre pour nos agents sur le terrain »



« Nous, on ne bénéficie pas de l'effet « wow » de ChatGPT : les utilisateurs n'y voient que les bonnes choses, alors que dans notre solution on remarque seulement ce qui ne va pas. »

**Figure 8.** Verbatims révélant des critères de jugement difficiles à verbaliser

Face aux difficultés de verbalisation, la capture de ces savoirs tacites peut pourtant être approchée grâce à la mise en données de l'usage et des modalités d'interaction des algorithmes, ou encore par des analyses qualitatives plus spécifiques. Cela induit la mise en place de protocoles interdisciplinaires dédiés à une analyse indépendante de biais cognitifs (confiance, notoriété...), de performance analytique (pertinence des réponses) et de l'efficacité de l'interface (aspects UX...). Ces protocoles seraient particulièrement utiles pour les modèles comme des LLM [NES 25], capables de répondre à des objectifs multiples, car les critères statistiques sont limités pour mesurer la confiance dans les résultats. Aujourd'hui, la capture de ces savoirs tacites individuels est insuffisante et peu observée sur le terrain.

### 3.3. La capture de savoirs comme finalité première des projets de science de données

Les modèles IA sont capables d'analyser des données décrivant les observations passées pour identifier des tendances sous la forme de corrélations, de prédictions, de simulations, etc. Or, ce réel peut inclure des actions et des décisions issues des savoirs tacites, ce qui ouvre la porte pour de nouvelles façons de capturer et de pérenniser des savoirs non exprimés lors de la formalisation d'un cahier des charges. Cela se présente sous la forme de trois cas de figure sur le terrain.

Dans le premier cas (voir **Figure 9**), il s'agit d'une génération de connaissances indépendante des savoirs tacites : en mieux évitant la déperdition dans la transformation des données en informations, l'acteur métier accède à de nouvelles informations qu'il peut interpréter pour générer de nouvelles connaissances activables, inductives. Il peut ensuite leur donner un sens au-delà d'un contexte particulier, selon une démarche abductive, ce qui permet de constituer un capital de savoirs, qui plus est formalisables.



« Je savais que les clients qui payaient cher étaient insatisfaits, mais je ne savais pas à partir de quel seuil, ni comment ça se combinait avec les montants remboursés et l'ancienneté »



« Nous ne savions pas que nous pouvions détecter des troubles musculosquelettiques chez nos bénéficiaires...mais montré comme ça, ça devient évident, on n'aurait jamais trouvé ! »

**Figure 9.** Verbatims portant sur la génération de connaissances par les modèles IA

Dans le deuxième cas de figure, l'IA complète, voire remplace la maïeutique pour la capture des savoirs, y compris des savoirs tacites difficiles à verbaliser. En particulier, la capture des savoirs directement par l'IA s'appuie sur la réutilisation des données liées aux actions réalisées dans les contextes historiques de prise de décision. Elle est alors très utile dans des contextes (voir **Figure 10**) où il y aurait beaucoup d'acteurs métier à interroger (connaissance des clients par des agents d'assurance, intelligence économique collective...), des changements rapides ne laissent pas de temps pour la verbalisation (compréhension intuitive des comportements des fraudeurs par les enquêteurs...), ou encore là où la quantité de savoirs tacites accumulés est trop importante (experts métier avec grande ancienneté...). Elle est également utile dans le cadre de la diffusion de gestes professionnels, captés à travers des formats comme les vidéos ou le son (projets d'avenir en assistance en adaptant la voix au contexte des accidents...) et reproduisant bien plus que des savoirs verbalisables (intonation, empathie, rythme, beauté d'un geste, style...), ouvrant ainsi la porte à des pratiques de compagnonnage massifié.



« F. est le seul à faire des alertes météo depuis 30 ans, et il part bientôt à la retraite, on profile du projet pour éviter un remplacement difficile...»



« Les modèles sont réentraînés tous les 3 mois, ce qui correspond aux changements dans les comportements des faudeurs qu'on a du mal à capter »

**Figure 10.** Verbatims portant sur la capture de savoirs tacites difficiles à verbaliser

Enfin, le troisième cas de figure, le plus problématique, consiste à capturer des savoirs verbalisables que les acteurs métier n'expriment pourtant pas volontairement. En effet, l'organisation qui emploie les acteurs métier peut analyser des données, y compris liées aux comportements des salariés, à l'insu, voire contre leur avis (voir **Figure 11**). La rétention de savoir peut provenir d'un manque de confiance, de la crainte de perte à court terme de son travail, ou encore de la volonté de préserver certains aspects de sa pratique métier et de son expertise. En théorie, cette crainte est justifiée si l'organisation souhaite basculer une partie de la capture du réel sur la chaîne de valeur de la donnée au détriment de l'expérience directe pour construire dans le temps une expertise dotée de savoirs tacites. Aujourd'hui, le risque de telles dérives est très peu connu au-delà de la dégradation de la performance d'un modèle en absence d'un bon cahier de charges. En outre, l'organisation pourrait faire face à des parades comme le mensonge, induisant le projet en erreur, et d'autres risques plus graves si cette capture de savoirs n'est pas justifiée par des finalités légitimes.

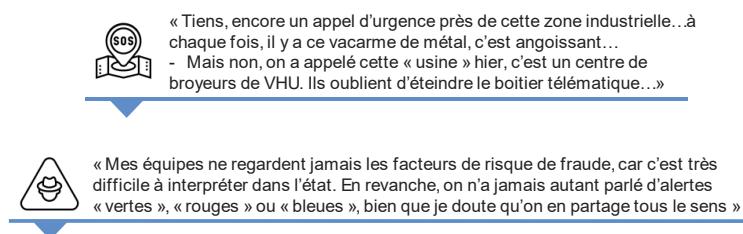


« Mon besoin est assez confidentiel : je dois m'assurer que mes acheteurs aient négocié des prix d'achat objectivement intéressants ! »

**Figure 11.** Verbatims d'un donneur d'ordre de projet visant la capture de savoirs à l'insu des acteurs métier

La distinction entre ces trois cas de figure est parfois complexe. Au-delà de l'aspect confidentiel, il est difficile de juger sans expertise interdisciplinaire la qualité d'un cahier des charges (bon, mauvais, incomplet, mensonger...), de distinguer l'impact de l'algorithme, l'apport des acteurs métier et l'apport

d'un *Data Scientist* sur la performance d'un modèle, ou encore de déceler une rétention volontaire de savoirs dans la phase d'évaluation ou une méconnaissance du fonctionnement de l'algorithme nécessitant un feedback formel pour l'amélioration. De nombreux cas témoignent de cette méconnaissance, qui peut se traduire par un partage de nouveaux savoirs tacites collectifs entre pairs ou la naissance de pratiques de contournement plus ou moins fructueuses (voir **Figure 12**).



**Figure 12.** Verbatims illustrant une externalisation de nouveaux savoirs tacites

### 3.4. Synthèse des résultats

Une fois illustrés par les documents et les verbatims les plus représentatifs, ces résultats peuvent être synthétisés en reprenant la cartographie interdisciplinaire pour décrire la nature des savoirs tacites captés sur les projets (voir **Figure 13**).

	Nature des savoirs tacites			
	Verbalisables volontairement		Non verbalisables volontairement	
	Collectifs	Individuels	Collectifs	Individuels
	1	2	3	4
Prévision d'activité sur un plateau d'assistance	concept clés, méthodes, facteurs d'évolution d'activité (métier et data)...	sens imaginé des facteurs de risque simples observés sur le terrain ou dans les analyses	tendances, difficiles à exprimer mathématiquement mais faciles à confirmer graphiquement	génération de savoirs : impacts météo complexes (résultats de modèles IA multifactoriels)
Prévision du prix des agrumes	concept clés, usage prévu, facteurs métier et data impactant le prix des agrumes...	ressenti de la tension au cours de la négociation en fonction d'événements externes	non observé	non observé
Attrition en assurance santé	concept clés, usage prévu, facteurs métier et data de risques d'attrition...	non observé	priorités, urgences relatives liées au risque d'attrition d'un client (traductibles par un score)	interprétation des résultats complexes des modèles pour les traduire de façon simple
Détection de fraude	concept clés, scénario de fraude classiques ou simples, issus des analyses au cours du projet	non observé	priorités, urgences relatives liées au risque de fraude (traductibles par un score)	intuition d'expert permettant de donner du sens aux scénarios et comportements des fraudeurs
Prévention santé-prévoyance	concept clés, interprétation des résultats pour imaginer des leviers de prévention...	non observé	non observé	jugements spontanés face aux résultats, basés sur des ressentis éthiques
LLM pour l'Intelligence Economique	concept clés, étapes d'analyse à traduire par des modèles IA...	non observé	non observé	capacité à retrouver ses repères dans la réponse de l'IA, biais cognitifs liés à la confiance...
Appels d'urgence par des boîtiers télématiques	facteurs de déclenchement d'alertes suite à l'usage de l'IA...	non observé	non observé	non observé
Part des projets où une externalisation de savoirs tacites de ce type a été observée	100%	29%	43%	71%

**Figure 13.** Nature des savoirs tacites dont la capture est observée dans l'étude de cas multiples

L'approche par échantillon saturé vise avant tout l'émergence d'idées et de thèmes. Le décompte présenté ici n'est donc pas une analyse quantitative, mais fournit des ordres de grandeur et amorce une réflexion sur les leviers opérationnels à développer pour mieux capturer les savoirs tacites à l'ère de l'IA. En effet, trois leviers sont identifiés pour externaliser les savoirs tacites : la capture des concepts clés, l'analyse de données grâce à l'IA et la capture des jugements à travers les protocoles d'évaluation. Chacun présente ses avantages et ses risques, et s'applique différemment selon la nature des savoirs tacites à externaliser.

#### 3.4.1. Capture des concepts clés

Ce levier vise à formaliser les savoirs tacites sous la forme de concepts clés, intégrés au cœur de l'algorithme (voir **Figure 5**) et décrits dans la documentation dans un format plus riche. Il s'opère grâce à la maïeutique et à la littéracie IA qui nécessitent des acteurs humains possédant de compétences en gestion des connaissances, encore peu mobilisées dans les projets de science de données. Ce levier

pourrait être prolongé sur la phase d'exploitation pour capter des savoirs émergeants, ce qui est compatible avec des processus cycliques comme CRISP\_DM. Il fonctionne systématiquement pour capter les savoirs tacites collectifs et verbalisables volontairement, et peut capter les savoirs individuels verbalisables, à condition de ne pas aller contre les intérêts de l'individu.

#### 3.4.2. Analyse de données grâce à l'IA

En profitant de la masse de données (contextes, décisions, actions, performances...), l'IA peut parfaire la capture de tous les types de savoirs tacites, voire générer de nouvelles connaissances. Ce levier présente une vraie alternative pour les cas les plus complexes de gestion des connaissances, y compris pour les savoirs individuels non transmissibles aux autres humains, lorsque la quantité de données historiques le permet. Il repousse les frontières entre les savoirs verbalisables ou non grâce à une mise en données de plus en plus élaborée les traces comportementales des acteurs métier en situation de pratique. Il introduit de nouveaux artefacts pour la prise de décision (scores, prévisions multifactorielles, alertes, graphiques...), dont l'usage génère à son tour de nouveaux savoirs. Mais ce levier reste risqué pour deux raisons : la possibilité technique de l'appliquer à l'insu des salariés, et un déracinement des acteurs métier du réel, intermédiaire par l'IA. Cela questionne notamment la conservation des savoirs en cas de besoin de revenir à une pratique sans IA. La légitimité et la pérennité de ce levier restent donc à prouver.

#### 3.4.3. Jugements capturés à travers les protocoles d'évaluation

Ce levier émerge de l'étude comme une opportunité inédite de capturer les savoirs tacites individuels non verbalisables volontairement, et pourrait également s'appliquer aux savoirs collectifs. Pour capter les savoirs tacites, les protocoles d'évaluation doivent combiner des études qualitatives (sens, craintes...) et des analyses quantitatives des comportements face à l'IA (usages, biais cognitifs...), et ce en phase de conception et d'exploitation. Mais ces protocoles sont actuellement très insuffisants : la capture des jugements passe avant tout par observation humaine, et les analyses quantitatives sont restreintes aux indicateurs de performance, y compris lorsque ces indicateurs permettent à l'IA de s'adapter pour être encore plus performante. La mise en place d'un dispositif d'évaluation plus adapté pour capturer les savoirs tacites permettrait d'éviter leur déperdition, voire contribuer à la pérennisation du levier précédent.

### 4. Conclusions et discussion

Ces travaux montrent que les projets de science de données offrent des opportunités inédites pour formaliser les savoirs tacites à travers trois leviers : la définition de concepts clés traductibles en algorithmes, l'interprétation des résultats d'analyse IA, et l'explicitation des jugements à travers des protocoles d'évaluation. Les deux derniers permettent de dépasser les savoirs collectifs verbalisables pour aller chercher des savoirs tacites individuels ou inconscients. Ces leviers ouvrent la voie à une meilleure gestion des connaissances, notamment dans les contextes les plus complexes où les méthodes habituelles, y compris le compagnonnage, sont limitées. Cependant, cette potentialité reste encore sous-exploitée. Les projets restent centrés sur des objectifs de performance et de connaissances à finalité applicative au détriment de la finalité générative du savoir et de l'externalisation des savoirs tacites. Les compétences interdisciplinaires nécessaires à une telle externalisation (en gestion des connaissances, en psychologie cognitive...) sont rarement mobilisées, et les dispositifs adaptés quasi inexistant. Ces manques se présentent même sur les projets où la capture des savoirs constitue un objectif reconnu. L'absence d'approches académiques interdisciplinaires, dont une première proposition est présentée ici, pourrait expliquer cette absence de ponts.

Pour que ces leviers produisent des effets durables, leur déploiement doit faire l'objet d'études plus approfondies pour chaque type de savoirs tacites de la cartographie interdisciplinaire, et ce à l'échelle d'un projet, d'un portefeuille de projets ou d'une exploitation prolongée. En outre, ces études doivent tenir compte de risques encore peu connus, dont l'intermédiation de l'IA entre le praticien et le réel,

empêchant la conservation et la génération de savoirs métier au profit de compétences liées à l'usage de l'IA. Un autre risque concerne la captation de savoirs dans des logiques contraires aux intérêts des acteurs métier. Les impacts cognitifs, psychologiques, opérationnels, sociaux, réglementaires et éthiques de ces risques restent à analyser en profondeur et dans le temps, et ce bien au-delà des enjeux liés à l'externalisation des savoirs tacites. Il s'agit de questionner les fondements de la confiance, les modèles de compétences, voire les structures sociales et le dimensionnement de différents métiers. En complément de la réglementation qui érige déjà les premières défenses face à ces risques, la recherche sur les dispositifs de capture de savoirs tacites à travers les projets de sciences de données, la formation des acteurs métier à l'IA, la préservation de leur sens critique et le maintien du contact avec le réel à travers la pratique semblent primordiaux.

## Bibliographie

- [ACK 89] ACKOFF R., « From Data to Wisdom », *Journal of Applied Systems Analysis* Vol.16, N°3, p. 9, 1989.
- [ANI 21] ANICHINI G., GEFFROY B., « 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*, Vol.39, N°2, p. 43–69, 2021.
- [BER 11] BERTINO E., BERNSTEIN P., AGRAWAL D., DAVIDSON S., DAYAL U., FRANKLIN M., GEHRKE J., HAAS L., HALEVY A., HAN J., JAGADISH H.V., LABRINIDIS A., MADDEN S., PAPAKONSTANTINOU Y., PATEL J., RAMAKRISHNAN R., ROSS K., SHAHABI C., SUCIU D., VAITHYANATHAN S., WIDOM J., *Challenges and Opportunities with Big Data*, Cyber Center Publications, 2011.
- [BOE 04] BOEHM B., TURNER R., « *Balancing Agility and Discipline: Evaluating and Integrating Agile and Plan-Driven Methods* », dans *Proceedings 26th international conference on software engineering*, IEEE, p. 718-719, 2004.
- [BOH 21] BOHM D., *Le dialogue: Cheminer vers l'intelligence collective*. Editions Eyrolles, 2021.
- [BOY 12] BOYD D., CRAWFORD K., « Critical Questions for Big Data », *Information, Communication & Society*, Vol. 15, N°5, p. 662–679, 2012.
- [BRA 09] BRAHAMI M., ATMANI B., « Vers une Cartographie des Connaissances Guidée par la Fouille des Données », dans *Proceedings of the 2nd Conférence Internationale sur l'Informatique et ses Applications* (CIIA'09), Saida, Algeria, may 3-4, 2009. CEUR Workshop Proceedings, vol. 547. [ceur-ws.org/Vol-547/160.pdf](http://ceur-ws.org/Vol-547/160.pdf)
- [BUR 1767] BURKE E., *A Philosophical Enquiry Into the Origin of Our Ideas of the Sublime and Beautiful*. R. and J. Dodsley, London, 1767.
- [CLO 99] CLOT Y., *La fonction psychologique du travail*. Presses universitaires de France, 1999.
- [CUK 13] CUKIER K.N., MAYER-SCHOENBERGER V., « The Rise of Big Data », *Foreign Affairs*, Vol.92, N°3, p. 28–40, 2013.
- [DEJ 11] DEJOURS C., « La psychodynamique du travail face à l'évaluation : de la critique à la proposition », *Travailler*, Vol.25, N°1, p. 15–27, 2011.
- [DEL 05] DELECROIX B., La mesure de la valeur de l'information en Intelligence Economique. Thèse de doctorat, Université de Marne-la-Vallée, 2005.
- [DEP 11] DÉPRET C., MAITRE J.-P., « Tacite et implicite : une caractérisation des productions langagières didactiques et de leurs enjeux épistémiques », *Recherches en éducation*, HS3, p. 66–79, 2011.
- [ERM 98] ERMINE J.-L., « Capter et créer le capital savoir », *Réalités industrielles. Annales des mines*, p. 82–86, 1998.
- [ERM 12] ERMINE J.-L., MOURADI M., BRUNEL S., « Une chaîne de valeur de la connaissance », *International management*, N°16, Hors-série, p. 29–40, 2012.
- [FAY 96] FAYYAD U., PIATETSKY-SHAPIRO G., SMYTH P., « The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data », *Communications of the ACM*, Vol.39, N°11, p. 27–34, 1996.
- [JOD 03] JODELET D., *Les représentations sociales*. Presses Universitaires de France, Paris, 2003.
- [KOR 23] KORSIA H., « Une part de Golem, une part de Moïse », *Les Conférences de l'Institut de France*, 2023. <https://www.youtube.com/watch?v=U-HXH-WuvTU>
- [KUC 17] KUCHARSKA W., « Relationships between Trust and Collaborative Culture in The Context of Tacit Knowledge Sharing », *Journal of Entrepreneurship, Management and Innovation*, Vol.13, N°4, p. 61–78, 2017.
- [LEB 10] LE BOTERF G., *Ingénierie et évaluation des compétences*. Editions Eyrolles, 2010.

- [LEB 15] LE BOTERF G., *Construire les compétences individuelles et collectives : agir et réussir avec compétence, les réponses à 100 questions*. Eyrolles, 2015.
- [LEE 25] LEE H.-P. (HANK), SARKAR A., TANKELEVITCH L., DROSOS I., RINTEL S., BANKS R., WILSON N., The Impact of Generative AI on Critical Thinking: Self-Reported Reductions in Cognitive Effort and Confidence Effects From a Survey of Knowledge Workers, 2025.
- [MAN 11] MANYIKA J., BROWN B., CHUI M., « Are you ready for the era of “big data”? », *McKinsey Quarterly*, 2011.
- [MAY 90] MAYÈRE A., *Pour une Économie de L’Information*. C.N.R.S. Editions, 1990.
- [MIL 13] MILLER H.G., MORK P., « From Data to Decisions: A Value Chain for Big Data », *IT Professional*, Vol.15, N°1, p. 57–59, 2013.
- [MIN 24] MINAEE S., MIKOLOV T., NIKZAD N., CHENAGHLU M., SOCHER R., AMATRIAIN X., GAO J., « Large Language Models: A Survey », 2024. <http://arxiv.org/abs/2402.06196>.
- [NES 15] NESVIJEVSKAIA A., « La controverse épistémologique Big Data face à la réalité de l’appropriation de nouveaux paramètres par les acteurs métier en entreprise », dans BRODOUX E., CHARTRON G.(dir.), *Big data - Open data, Quelles valeurs ? Quels enjeux ?*, De Boeck Supérieur, p. 137–149, 2015.
- [NES 19] NESVIJEVSKAIA A., Phénomène Big Data en entreprise : processus projet, génération de valeur et Médiation Homme-Données, Thèse de doctorat, Conservatoire National des Arts et Métiers, 2019.
- [NES 21a] NESVIJEVSKAIA A., ALIPRANDI E., LESPERANCE C., OUILLADE S., MASDEU V., ESNAULT C., ZUCKER J.-D., « An approach to bridge the gap between state-of-the-art predictive AI algorithms and real-world activity forecasting constraints », dans *Transactions on Computational Science & Computational Intelligence*. Springer, N°15, 2021a.
- [NES 21b] NESVIJEVSKAIA A., OUILLADE S., GUILMIN P., ZUCKER J.-D., « The accuracy versus interpretability trade-off in fraud detection model », *Cambridge University Press*, N°3, 2021b.
- [NES 24] NESVIJEVSKAIA A., LE MOUELLIC S., « AI Documentation Method with Databook: Case Study of a Fraud Detection Model Audit », *Data for Policy: Book of Abstracts*, Zenodo, p. 69–72, 2024.
- [NES 25] NESVIJEVSKAIA A., BERECHET S., « LLM, confiance et performance : étude de cas d’une solution d’intelligence économique », dans EPRON B., BRODOUX E., CHARTRON G.(dir.), *Information et intelligence artificielle : Opportunités et risques*, De Boeck Supérieur, Strasbourg, p. 147, 2025.
- [NON 95] NONAKA, I., TAKEUCHI, H., *The Knowledge-creating Company: How Japanese Companies Create the Dynamics of Innovation*. Oxford University Press, 1995.
- [POL 67] POLANYI, M., *The Tacit Dimension*. Anchor Books, 1967.
- [ROS 25] ROSENTHAL-SABROUX C., NEGRE E., MAYAG B., JAILLET T., « L’Intelligence artificielle numérique face au défi des connaissances tacites humaines ». Atelier EGC 2025, *Gestion des connaissances tacites en entreprise : réflexions, retours d’expériences, bonnes pratiques et mauvaises surprises de l’intelligence artificielle*, 28 janvier 2025, Strasbourg, <https://km-ia.sciencesconf.org/595030>.
- [ROW 07] ROWLEY J., « The wisdom hierarchy: representations of the DIKW hierarchy », *Journal of Information Science*, Vol.33, N°2, p. 163–180, 2007.
- [SHE 00] SHEARER C., « CRISP-DM model : the new blueprint for data mining », *Journal of Data Warehousing*, p. 13–22, 2000.
- [TAR 98] TARDIF J., *Pour un enseignement stratégique : L’apport de la psychologie cognitive*. Les Editions Logiques, Montréal, 1998.
- [TSO 05] TSOUKAS H., « Do We Really Understand Tacit Knowledge? », *Managing knowledge: an essential reader* N°107, p. 1–18, 2005.