



MÉMOIRE
PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GESTION DES ORGANISATIONS

PAR
OUSMANE NDIAYE

**L'ADOPTION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE PAR LES
GESTIONNAIRES : DÉFIS, OBSTACLES ET FACTEURS DE SUCCÈS.**

Québec, Canada

© Fébrier 2026

RÉSUMÉ

L'intelligence artificielle (IA) devient un levier stratégique dans les pratiques de gestion. Elle s'impose avec la transformation numérique des organisations. Selon McKinsey (2023), plus de 50 % des grandes entreprises mondiales l'ont intégrée dans au moins une fonction. Pourtant, son adoption reste complexe. Les gestionnaires doivent composer avec l'innovation, les contraintes internes et les attentes humaines.

Ce mémoire étudie l'adoption de l'IA par les gestionnaires. Il met en lumière les défis, les obstacles et les facteurs de succès. Les freins sont nombreux tels que la résistance au changement, le manque de compétences, incertitudes juridiques et enjeux éthiques. Toutefois, des leviers existent. Il s'agit du leadership, de la gestion du changement, de la formation continue et de la gouvernance des données. Pour comprendre ces dynamiques, une approche qualitative a été retenue. Dix entretiens semi-dirigés ont été menés avec des gestionnaires au Québec. L'objectif est de saisir la diversité des perceptions et des expériences liées à l'IA. Le cadre théorique de ce travail repose sur trois approches : l'acceptation des technologies (Davis, 1989), la diffusion de l'innovation (Rogers, 2003) et l'apprentissage organisationnel (Argyris et Schön, 1997). Ces cadres aident à analyser les freins et les leviers de l'adoption.

Les résultats montrent que l'IA est perçue comme un outil stratégique. Mais son intégration demande une nouvelle posture. Le gestionnaire devient un médiateur entre humain et technologie. Il doit garantir l'éthique, la transparence et la cohérence stratégique.

Ce travail souligne l'importance d'une culture d'apprentissage, d'un accompagnement adapté et d'une gouvernance responsable des données.

Mots-clés : Intelligence artificielle, gestion des entreprises, adoption technologique, *leadership*, gouvernance des données, transformation numérique.

REMERCIEMENTS

Ce mémoire n'aurait jamais pu aboutir sans le soutien et l'implication de nombreuses personnes.

Je tiens à remercier chaleureusement le Professeur Rémi Morin Chassé, mon directeur de mémoire, pour sa disponibilité, son accompagnement bienveillant et la qualité de son encadrement tout au long de la réalisation de ce travail.

Mes remerciements vont également à ma co-directrice, Madame Salmata Ouedraogo, qui a cru en moi dès le premier jour et m'a initié avec rigueur et patience aux démarches de la recherche scientifique. J'adresse aussi mes sincères remerciements à l'ensemble du corps professoral de l'université.

J'exprime ma profonde reconnaissance à ma famille, difficile de trouver les mots qu'il faut pour exprimer l'immense amour que je vous porte, ni la profonde gratitude que je vous témoigne pour tous les efforts et les sacrifices que vous n'avez jamais cessé de consentir pour mon instruction et mon bien-être. Mes remerciements vont particulièrement à mon père Monsieur Abdoulaye Ndiaye, un grand homme et mon idole, ainsi qu'à ma défunte mère, Madame Aissatou Barry, dont la mémoire demeure une source inépuisable de force et de détermination. Les valeurs qu'ils m'ont transmises ont guidé mes choix et nourri ma persévérance tout au long de ce parcours. Je vous rends hommage par ce modeste travail en guise de ma reconnaissance éternelle et de mon infini amour.

À tous mes amis et collègues, qui ont partagé ce voyage avec moi, qui ont célébré mes succès et ont été là pour me relever lorsque j'ai trébuché, je vous adresse mes plus sincères remerciements.

AI HAMDOULILAH.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	i
REMERCIEMENTS.....	iii
TABLE DES MATIÈRES	iv
LISTE DES TABLEAUX	vi
LISTE DES FIGURES	vii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 :	4
REVUE DE LA LITTÉRATURE	4
1.1 L'IA ET SON ADOPTION ORGANISATIONNELLE.....	4
1.1.1 LES MULTIPLES CONCEPTS DE L'IA : UNE APPROCHE CRITIQUE.....	4
1.1.2 ÉVOLUTION ET POTENTIEL TRANSFORMATEUR DE L'IA	7
1.1.3 AVANTAGES ET BÉNÉFICES DE L'IA	9
1.1.4 APPLICATION DANS DIVERS DOMAINES	13
1.2 DÉFIS DE L'ADOPTION DE L'IA PAR LES GESTIONNAIRES	14
1.2.1 DÉFIS TECHNIQUES ET ORGANISATIONNELS	15
1.2.2 DÉFIS HUMAINS.....	17
1.3 ENJEUX ÉTHIQUES ET JURIDIQUES.....	19
1.4 FACTEURS CLÉS DE SUCCÈS.....	24
1.4.1 LEADERSHIP ET VISION STRATÉGIQUES.....	24
1.4.2 GESTION DU CHANGEMENT.....	26
1.4.3 FORMATION ET COMPÉTENCES.....	28
1.4.4 GOUVERNANCE DES DONNÉES.....	29
1.5 ÉTAT DE LA RECHERCHE EMPIRIQUE	31
1.6 LIMITES ET LACUNES IDENTIFIÉES	34
CHAPITRE 2 : CADRE THÉORIQUE	37
2.1 LA THÉORIE SUR L'ACCEPTATION DES TECHNOLOGIES.....	38
2.2 LA THÉORIE DE LA DIFFUSION DE L'INNOVATION	40
2.3 LA THÉORIE DE L'APPRENTISSAGE ORGANISATIONNEL	44
2.3.1 LIMITES DE LA THÉORIE DE L'APPRENTISSAGE	47
2.4 SYNTHÈSE ET ANALYSE DU CADRE THÉORIQUE	49
CHAPITRE 3 : MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE.....	51
3.1 POSITIONNEMENT ÉPISTÉMOLOGIQUES	52
3.2 TECHNIQUE DE COLLECTE DE DONNÉES.....	53
3.3 ÉCHANTILLONNAGE ET PARTICIPANTS	55
3.3.1 TECHNIQUE D'ÉCHANTILLONNAGE	55
3.3.2 CRITÈRES DE SÉLECTION	55
3.4 COLLECTE DES DONNÉES.....	57
3.4.1 CONCEPTION DU GUIDE D'ENTRETIEN.....	57
3.4.2 DÉROULEMENT DES ENTRETIENS.....	57

3.5	TECHNIQUE D'ANALYSE DES DONNÉES	60
3.6.	CONSIDÉRATIONS ÉTHIQUES	62
CHAPITRE 4 : ANALYSE ET PRÉSENTATION DES RÉSULTATS		64
4.1	PROFILS DES PARTICIPANTS (ES)	64
4.2	IMPLICATIONS DE L'IA DANS LE RÔLE DU GESTIONNAIRE.....	66
4.3	DÉFIS RENCONTRÉS DANS L'ADOPTION DE L'IA.....	74
4.4	LES STRATÉGIES D'ADOPTION DE L'IA	81
CHAPITRE 5 : SYNTHÈSE ET DISCUSSION DES RÉSULTATS.....		87
CONCLUSION.....		93
LISTE DES RÉFÉRENCES		96
ANNEXES.....		109
ANNEXE 1 : CERTIFICAT D'APPROBATION ÉTHIQUE		110
ANNEXE 2: GUIDE D'ENTREVUE		111
ANNEXE 3 : IDENTIFICATION DES CODES DES ENTREVUES		114

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Défis d'adoption de l'IA selon le type d'organisation

Tableau 2 : Facteurs de succès pour une adoption efficace de l'IA

Tableau 3 : Caractéristiques des participants aux entretiens

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Les comportements et avantages de l'IA

Figure 2 : Les défis éthiques communément rencontrés en matière d'IA

Figure 3 : Management de projet, les tâches qui peuvent être remplacées par l'IA

Figure 4 : les phases de l'adoption

Figure 5 : Processus d'entretien semi-dirigés

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Acronyme	Définition
IA	Intelligence artificielle
API	Interface de programmation d'applications (<i>Application Programming Interface</i>)
RGPD	Règlement général sur la Protection des données
UTAUT	Théorie unifiée de l'Acceptation et de l'Utilisation de la Technologie (<i>Unified Theory of Acceptance and Use of Technology</i>)
KPI	Indicateur clé de performance (<i>Key Performance Indicator</i>)
TI	Technologies de l'Information
PME	Petite et Moyenne Entreprise
CERUQAC	Comité d'éthique de la recherche de l'Université du Québec à Chicoutimi

INTRODUCTION

Au cours de la dernière décennie, l'IA a connu une croissance exponentielle. Ce qui a permis de redéfinir en profondeur les pratiques organisationnelles à l'échelle mondiale. Dans ce nouveau contexte économique où la transformation numérique est considérée comme un levier stratégique de performance, l'IA s'impose désormais comme un outil indispensable pour améliorer la prise de décision, automatiser les processus et renforcer la compétitivité des entreprises (Aakula et al., 2024, p. 75). Selon l'étude récente de McKinsey (2023), plus de 50 % des grandes organisations à travers le monde déclarent avoir intégré des solutions d'IA dans au moins une fonction de gestion. Cela illustre ainsi son ancrage croissant dans les pratiques managériales. De nombreuses entreprises, telles que Google, Microsoft ou encore JPMorgan Chase, ont investi en grande masse dans le développement de systèmes intelligents dans des domaines variés, notamment les ressources humaines, la logistique, le marketing ou la gestion des risques.

Toutefois, malgré les promesses technologiques et les perspectives de rentabilité, l'intégration de l'IA dans les processus de gestion suscite plusieurs interrogations. Selon Brynjolfsson et McAfee (2014), la capacité des gestionnaires à s'approprier ces innovations dépend des facteurs techniques, organisationnels et humains. En effet, si les avantages de l'IA sont largement reconnus tels qu'automatisation des tâches, amélioration de l'efficacité opérationnelle. Pourtant, sa mise en œuvre effective demeure confrontée à d'importants défis. Parmi ceux-ci, il y'a le manque d'infrastructures adaptées, la qualité et l'accessibilité des

données, la complexité des algorithmes, le déficit de compétences numériques et les préoccupations éthiques (Dwivedi et al., 2021). Ces différents freins montrent la nécessité de mieux comprendre les conditions qui favoriseraient ou entraveraient l'adoption de l'IA dans les milieux professionnels.

Dans cette recherche, on s'intéresse à l'adoption de l'IA par les gestionnaires. On mettra l'accent sur les défis, les obstacles et les facteurs de succès liés à ce processus. La question centrale à laquelle nous tentons de répondre est la suivante : comment les gestionnaires parviennent-ils à adopter l'IA malgré les défis techniques, humains et organisationnels qu'elle soulève ?

L'objectif général de ce mémoire est d'identifier les conditions critiques qui influencent positivement ou négativement l'appropriation de l'IA par les gestionnaires dans leur environnement professionnel. De manière spécifique, cette étude vise à : identifier les freins techniques, humains et organisationnels qui entravent l'implémentation de l'IA dans les pratiques de gestion puis identifier les facteurs de réussite permettant une intégration cohérente de l'IA dans les processus décisionnels. Pour répondre à cette problématique, nous avons opté pour une approche qualitative, privilégiant une analyse approfondie des perceptions, des pratiques et des stratégies d'adoption mobilisées par les gestionnaires. Des entretiens semi-dirigés ont été menés auprès de gestionnaires issus de divers secteurs d'activité, dans le but de recueillir des données empiriques riches et contextualisées.

Ce choix méthodologique permet d'explorer les logiques d'action des acteurs, de cerner leurs représentations de l'IA et de mieux comprendre les dynamiques organisationnelles à l'œuvre. Le mémoire s'articulera autour de cinq chapitres

complémentaires qui permettront de répondre de manière exhaustive à la proposition de recherche. Le premier chapitre sera consacré à une revue de la littérature qui constitue la base de notre recherche. Le deuxième chapitre présente le cadre théorique mobilisé pour analyser notre objet d'étude. Le troisième chapitre exposera la méthodologie adoptée, en mettant l'accent sur la stratégie de collecte et d'analyse des données. Enfin, le cinquième chapitre propose une discussion critique des résultats, suivie de recommandations pratiques et de pistes de recherche futures.

CHAPITRE 1 :

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre vise à faire le point des travaux théoriques et empiriques relatifs à l'adoption de l'IA dans les organisations, avec un accent particulier sur les défis rencontrés par les gestionnaires. Dans un premier temps, les concepts clés liés à l'IA seront définis, en tenant compte de la diversité des approches scientifiques. Nous aborderons ensuite son évolution historique et son potentiel transformateur pour les organisations. Une attention particulière sera accordée aux avantages attendus de son adoption, ainsi qu'aux principaux obstacles identifiés dans la littérature. Enfin, nous présenterons une synthèse critique des études empiriques existantes, afin de situer notre recherche dans un cadre théorique pertinent et d'en souligner l'originalité.

1.1 L'IA ET SON ADOPTION ORGANISATIONNELLE

1.1.1 LES MULTIPLES CONCEPTS DE L'IA : UNE APPROCHE CRITIQUE

L'IA est un champ multidisciplinaire dont les définitions varient selon les disciplines, les époques et les approches. Comme le souligne Chollet (2019), il n'existe pas de consensus universel sur ce que recouvre exactement ce concept. Ce qui rend son étude d'autant plus complexe dans un contexte organisationnel.

Une distinction classique en IA oppose l'IA faible à l'IA forte (Liu, 2021). L'IA faible ou IA étroite, désigne des systèmes capables d'exécuter des tâches spécifiques, comme la reconnaissance faciale, les assistants vocaux ou les systèmes de recommandation (Russell et

Norvig, 2016). À l'inverse, l'IA forte correspondrait à une intelligence générale artificielle capable de reproduire l'ensemble des capacités cognitives humaines (Butz, 2021). Bien que l'IA forte demeure à ce jour un concept théorique, elle alimente les débats éthiques et philosophiques sur la conscience non humaine et les risques liés à l'automatisation massive (Haenlein et Kaplan, 2019). Deux grandes approches structurent également la recherche en IA :

- L'approche symbolique, ou IA logique repose sur la manipulation de symboles et de règles. Dominante dans les débuts de l'IA, elle a montré ses limites pour résoudre des problèmes nécessitant adaptabilité et apprentissage (Luger, 1998).
- L'approche connexionniste, fondée sur les réseaux de neurones artificiels, est aujourd'hui prépondérante notamment grâce aux avancées du *deep learning*. Elle s'inspire du fonctionnement du cerveau humain et permet aux systèmes d'IA d'apprendre à partir de données massives (LeCun et al., 2015).

Ces divergences théoriques traduisent un débat de fond sur la nature même de l'intelligence. Pour certains chercheurs, l'IA repose sur des processus computationnels, tandis que d'autres estiment qu'une véritable intelligence suppose une compréhension contextuelle et une capacité à justifier les décisions. Ce débat prend une dimension particulière dans le champ de la gestion, où les préoccupations sont à la fois techniques, stratégiques et éthiques. En effet, si l'IA offre des avantages prometteurs, elle soulève aussi des inquiétudes majeures. Certains auteurs pointent les risques liés à la surveillance, aux biais algorithmiques et à l'opacité des modèles les plus puissants (Bender et al., 2021). À mesure que les systèmes d'IA deviennent plus performants, ils deviennent aussi moins interprétables, ce qui

complique leur adoption dans des contextes où la traçabilité des décisions est essentielle (Rudin, 2019). Cette tension entre performance et explicabilité est au cœur des préoccupations des gestionnaires, qui doivent arbitrer entre efficacité technologique et acceptabilité organisationnelle (Assis et al., 2025). Ainsi, les débats autour de la définition des approches et des limites de l'IA montrent que cette technologie ne peut être réduite à une simple innovation technique. Elle s'inscrit dans un écosystème complexe où s'entremêlent les enjeux technologiques, humains et organisationnels. Pour les gestionnaires, cela suppose de développer une compréhension nuancée des outils d'IA et de leurs implications concrètes dans les processus décisionnels (Marocco et al., 2024).

Malgré l'abondance des définitions proposées dans la littérature, l'IA demeure un concept fragmenté, dont les contours varient fortement selon les disciplines et les objectifs de recherche (Chollet, 2019; Haenlein et Kaplan, 2019). Cette absence de consensus conceptuel complique l'opérationnalisation empirique de l'IA dans les travaux en sciences de gestion, en rendant difficile la comparaison des résultats entre études (Dwivedi et al., 2021; Russell et Norvig, 2016). Plusieurs auteurs soulignent que cette hétérogénéité conceptuelle peut conduire à une confusion entre outils, usages et finalités managériales de l'IA (Bender et al., 2021; Rudin, 2019). Dans un contexte organisationnel, cette situation oblige les gestionnaires à arbitrer entre performance algorithmique et explicabilité des systèmes, un dilemme central pour l'acceptabilité de l'IA dans les processus décisionnels (Assis et al., 2025; Rudin, 2019). Ces constats justifient, dans le cadre de ce mémoire, l'adoption d'une approche pragmatique de l'IA, centrée sur ses usages concrets et ses implications managériales plutôt que sur une définition technologique exhaustive (Haenlein et Kaplan, 2019; Marocco et al., 2024).

1.1.2 ÉVOLUTION ET POTENTIEL TRANSFORMATEUR DE L'IA

L'essor de l'IA s'inscrit dans une dynamique technologique accélérée. Dès les années 1950, les premières expérimentations basées sur des systèmes à règles ont vu le jour. Bien que rudimentaires, ces dispositifs permettaient déjà de simuler des raisonnements logiques sur des problèmes bien délimités. Cependant, c'est à partir des années 1990, avec l'émergence de l'apprentissage automatique, que l'IA a franchi un cap décisif (Sansonetti, 2022). Cette méthode permet aux machines d'apprendre à partir des données, sans être explicitement programmées, ouvrant ainsi la voie à une automatisation intelligente. La décennie 2000 a été marquée par l'apparition du « *deep learning* », un sous-domaine de l'apprentissage automatique inspiré du fonctionnement des réseaux neuronaux biologiques (LeCun et al., 2015). Grâce à la combinaison d'algorithmes puissants, de volumes massifs de données et d'une capacité de calcul démultipliée, les systèmes d'IA sont désormais capables d'accomplir des tâches complexes telles que la reconnaissance vocale, la traduction automatique ou l'analyse d'images (Thompson et al., 2020). Les investissements massifs réalisés dans ce domaine témoignent de son potentiel transformateur : en 2021, les investissements mondiaux en IA ont atteint 93,5 milliards de dollars, soit une augmentation de 115 % par rapport à l'année précédente (Zhang et al., 2021). Cette dynamique traduit l'intérêt stratégique que représente l'IA pour les organisations, tant pour optimiser leurs processus que pour innover dans leurs offres. D'un point de vue managérial, l'IA est perçue comme un levier de transformation susceptible de modifier en profondeur les modèles d'affaires, les chaînes de valeur et les pratiques de gestion (Kulkarni et Bansal, 2024). Elle

ne se contente pas d'automatiser des tâches répétitives ; elle redéfinit également les rôles, les compétences et les modes de pilotage organisationnels (Murire, 2024). Pour les gestionnaires, l'enjeu n'est donc pas seulement technologique, mais aussi humain et stratégique : il s'agit de penser l'intégration de l'IA comme un projet de transformation à part entière, impliquant leadership, vision, formation et gouvernance adaptée (Schmitt, 2024).

Selon Dalsaniya et Patel (2022), l'IA se distingue par sa capacité à automatiser, simplifier et optimiser les processus organisationnels. Elle permet aux entreprises de gagner en efficacité opérationnelle, en agilité décisionnelle et en capacité d'innovation (Zouinar, 2020). Arharbi et EL Aissaoui (2024) montrent que le croisement de l'IA et des technologies *Big Data* contribue à renforcer la performance des prises de décision dans un environnement incertain, tout en augmentant la résilience organisationnelle. Les applications concrètes de l'IA s'étendent à de nombreux domaines tels que les ressources humaines, la finance, le marketing, la production et la chaîne d'approvisionnement (Jarrahi, 2018). Dans chacun de ces secteurs, l'IA permet aux gestionnaires d'analyser des volumes massifs de données afin d'optimiser les opérations, anticiper les tendances, personnaliser les offres ou encore affiner les prévisions. Davenport et Ronanki (2018) soulignent ainsi que l'IA devient un levier stratégique incontournable dans la modernisation des processus décisionnels. Au-delà des améliorations opérationnelles, l'IA favorise l'émergence de nouveaux modèles économiques (Aagaard et Tucci, 2024). Agrawal et al. (2018) estiment qu'elle remet en question les logiques organisationnelles traditionnelles en redéfinissant la manière dont la valeur est créée et distribuée. Toutefois, cette transition soulève plusieurs défis majeurs : rareté des compétences spécialisées, enjeux liés à la confidentialité des données, exigences

réglementaires, ou encore préoccupations éthiques (Dwivedi et al., 2021). Ainsi, pour les gestionnaires, adopter l'IA ne se résume pas à un simple choix technologique ; cela exige une approche stratégique et responsable, intégrant à la fois les bénéfices espérés et les risques à maîtriser (Schmitt, 2024).

Si la littérature met largement en avant le potentiel transformateur de l'IA sur les organisations, plusieurs travaux appellent à relativiser cet optimisme technologique (Davenport et Ronanki, 2018; Kulkarni et Bansal, 2024). En effet, les bénéfices associés à l'IA ne sont ni automatiques ni uniformes, mais fortement conditionnés par la maturité numérique des organisations et par leur capacité à structurer les données et les processus décisionnels (Dwivedi et al., 2021; Wamba-Taguimdje et al., 2020). Certains auteurs soulignent que l'écart entre les promesses de l'IA et ses résultats effectifs s'explique souvent par des difficultés d'implémentation, un déficit de compétences et une gouvernance inadéquate du changement (Bughin et al., 2017; Vial, 2021). Ainsi, le potentiel transformateur de l'IA dépend moins de la technologie elle-même que des choix stratégiques et managériaux opérés lors de son intégration (Jarrahi, 2018; Schmitt, 2024).

1.1.3 AVANTAGES ET BÉNÉFICES DE L'IA

L'adoption de l'IA procure de nombreux avantages aux organisations, tant au niveau opérationnel que stratégique. Loin de se substituer uniquement à l'intelligence humaine, elle vient la renforcer en augmentant les capacités d'analyse, de traitement de l'information et de prise de décision (Schemmer et al., 2022). Mariani et al. (2023) rappellent que l'IA constitue

un levier puissant de transformation, permettant aux entreprises de gagner en efficacité, de dégager du temps pour des tâches à plus forte valeur ajoutée, et de favoriser l'émergence de nouveaux avantages compétitifs. Parmi les bénéfices les plus fréquemment identifiés dans la littérature, on retrouve :

- L'automatisation des tâches et le gain d'efficacité : L'IA permet de déléguer à des machines intelligentes des tâches répétitives ou lourdes, tout en assurant une exécution rapide, précise et continue (Zenteno et al., 2024). Elle améliore la productivité dans des secteurs variés comme les services, la logistique, la finance ou encore les ressources humaines (Fernández, 2019). Cette automatisation permet aux gestionnaires de réallouer les ressources humaines vers des fonctions plus stratégiques.
- L'amélioration de la prise de décision : Grâce à sa capacité à analyser de grandes masses de données en temps réel, l'IA aide les gestionnaires à éclairer leurs décisions (Csaszar et al., 2024). Les algorithmes d'apprentissage automatique offrent des prédictions fiables et des recommandations personnalisées, facilitant ainsi des choix plus rapides, mieux fondés et adaptés aux contextes complexes (Duan et al., 2019).
- L'innovation et la création de nouvelles opportunités : L'IA stimule l'innovation organisationnelle en ouvrant la voie à de nouveaux produits, services et modèles d'affaires (Machucho et Ortiz, 2025). Reim et al. (2020) soulignent que l'analyse en temps réel des données permet de détecter des besoins émergents et d'explorer des segments de marché jusqu'ici négligés. Cette capacité d'anticipation favorise la différenciation concurrentielle et la croissance. Füller et al. (2022) ainsi qu'Iyelolu et

al. (2024) insistent sur le rôle de l'IA comme catalyseur de création de valeur dans des environnements hautement concurrentiels.

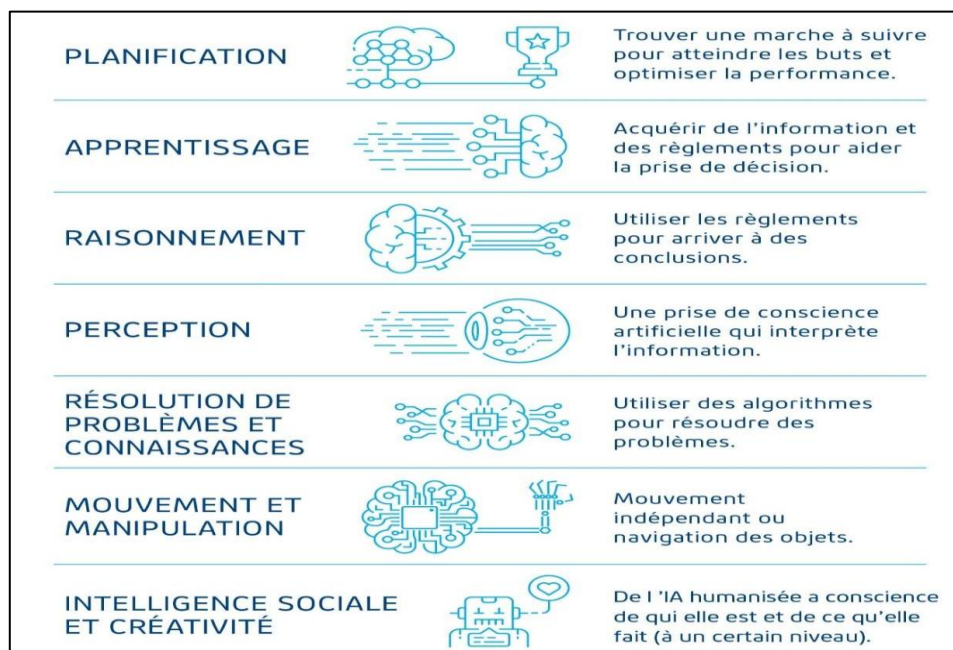


Figure 1 : Les comportements et avantages de l'IA.
Source : (Wineberg, 2019)

Comme illustré à la figure adaptée par Wineberg (2019), les comportements fondamentaux de l'IA, la planification, l'apprentissage, le raisonnement et la perception se traduisent concrètement par quatre effets transversaux pour les organisations :

- Personnalisation et amélioration de l'expérience client : En exploitant les données issues des interactions clients, l'IA permet aux entreprises de mieux comprendre les préférences et les besoins individuels (Ogunbukola, 2024). Cette compréhension fine favorise le développement de produits et services davantage personnalisés, ce qui se

traduit par une amélioration de l'expérience client et un renforcement de la fidélisation.

- Optimisation des opérations et réduction des coûts : L'IA optimise les processus internes en réduisant le gaspillage, en facilitant la planification de la production et en améliorant la maintenance prédictive (Ogunfowora et Najjaran, 2023). Elle joue également un rôle clé dans la gestion des stocks et des chaînes logistiques, contribuant ainsi à une meilleure rentabilité (Teixeira et al., 2025). Tangniho et Chanhoun (2024) démontrent notamment son utilité pour les contrôleurs de gestion dans les PME béninoises, tandis que Sehaqui et Haissoune (2024) montrent son impact dans la gestion du risque de contrepartie au sein des banques marocaines. Ces cas d'application soulignent l'intérêt d'une analyse contextuelle de l'adoption de l'IA par les gestionnaires dans différentes fonctions organisationnelles. Comme le rappellent Wang et al. (2016), l'IA devient un levier stratégique pour l'optimisation logistique, renforçant l'efficacité opérationnelle tout en réduisant les coûts. Toutefois, la littérature tend à privilégier une lecture principalement positive des bénéfices de l'IA, en accordant une attention plus limitée aux coûts d'apprentissage, aux risques organisationnels et aux effets non intentionnels liés à son adoption (Csaszar et al., 2024; Dwivedi et al., 2021).

1.1.4 APPLICATION DANS DIVERS DOMAINES

L'IA est une technologie transversale qui s'applique à de nombreux secteurs. Elle transforme les modes de gestion, automatise les tâches répétitives et améliore la qualité des décisions (OCDE, 2025; Tremblay et al., 2023).

Dans les organisations, elle optimise la gestion des ressources humaines, du marketing, de la logistique, de la finance, de la santé et même de l'environnement (Cao, 2022). Elle permet par exemple de trier les candidatures, d'évaluer les talents et de gérer les compétences de manière plus objective (Tambe et al., 2019). En marketing, elle personnalise les offres, anticipe les comportements d'achat et améliore le ciblage (Haleem et al., 2022).

L'IA est aussi un levier d'efficacité dans la chaîne logistique. Elle facilite la prévision de la demande, la gestion des stocks et la planification des flux (Toorajipour et al., 2021). En finance, elle renforce la détection de la fraude, l'évaluation des risques et l'automatisation des opérations (Fernández, 2019).

Dans le domaine de la santé, l'IA appuie le diagnostic, personnalise les traitements et allège la gestion administrative, tout en améliorant la qualité des soins (Lequillier, 2017). Elle joue aussi un rôle croissant dans la transition écologique, en optimisant l'usage des ressources et en favorisant des pratiques durables (Vinuesa et al., 2020).

Au-delà de ces fonctions, l'IA soutient l'intelligence stratégique des organisations. Elle aide à détecter les tendances à innover et à prendre des décisions plus éclairées (Eboigbe et al., 2023).

1.2 DÉFIS DE L'ADOPTION DE L'IA PAR LES GESTIONNAIRES

L'adoption de l'IA par les gestionnaires constitue un processus complexe, marqué par de nombreux obstacles techniques, organisationnels et humains (Charlin, 2017). Ces défis varient selon la taille, les ressources et le secteur d'activité des organisations.

Les petites et moyennes entreprises (PME), qui représentent plus de 90 % des entreprises dans le monde, peinent particulièrement à intégrer l'IA, notamment en raison de contraintes budgétaires, d'un manque d'expertise interne et d'une faible maturité numérique (Torrès, 1999). En France, par exemple, seuls 5 % des PME déclaraient utiliser des solutions d'IA en 2024 (CCI, 2024), illustrant le retard de diffusion de cette technologie dans les structures à faibles ressources. Ce faible taux d'adoption s'explique notamment par l'incapacité de nombreuses PME à financer des outils avancés ou à former leurs employés, les rendant ainsi dépendantes de prestataires externes (Chhatre et Singh, 2024). Dans le secteur public, seulement 30 % des administrations ont élaboré une stratégie dédiée à l'IA, en grande partie à cause de contraintes juridiques strictes et d'une forte inertie administrative (Forum, 2022). Le secteur privé, quant à lui, bien qu'étant plus agile, est confronté à d'importants défis éthiques et réputationnels. L'exemple du système de recrutement d'Amazon, accusé de biais sexistes, en est une illustration marquante (Raji et Buolamwini, 2019). Cao et al. (2021) analysent cet incident en montrant comment une IA mal encadrée peut avoir des conséquences graves sur l'équité et la réputation organisationnelle. Ainsi, les gestionnaires doivent tenir compte de leurs contextes spécifiques pour mettre en œuvre des stratégies d'adoption de l'IA qui maximisent les retombées positives tout en minimisant les risques (Csaszar et al., 2024).

Si les travaux convergent sur l'existence de freins techniques, humains et organisationnels à l'adoption de l'IA, ils divergent toutefois quant à l'importance relative de ces obstacles selon les contextes étudiés (Charlin, 2017; Haefner et al., 2021). Certaines études mettent l'accent sur les contraintes financières et infrastructurelles, notamment dans les PME, comme principaux facteurs explicatifs du retard d'adoption (Chhatre et Singh, 2024; Torrès, 1999). D'autres recherches soulignent au contraire le rôle central des résistances humaines, du manque de confiance dans les algorithmes et des craintes liées à la perte de contrôle décisionnel (Bughin et al., 2017; Raisch et Krakowski, 2021). Cette diversité d'interprétations révèle le caractère multidimensionnel du phénomène et plaide en faveur d'une analyse intégrée des conditions d'adoption de l'IA par les gestionnaires (Csaszar et al., 2024; Dwivedi et al., 2021).

1.2.1 DÉFIS TECHNIQUES ET ORGANISATIONNELS

L'un des premiers obstacles auxquels les gestionnaires sont confrontés concerne les limitations techniques et infrastructurelles des systèmes d'information existants (Haefner et al., 2021). Bon nombre d'entreprises reposent encore sur des systèmes hérités peu compatibles avec les technologies d'IA modernes (Singh et Adhikari, 2023). Ross et al. (2017) expliquent à ce titre que de nombreuses infrastructures industrielles n'ont pas été conçues pour intégrer les logiques d'apprentissage automatique, ce qui rend leur mise à jour difficile, coûteuse et risquée. Ces incompatibilités peuvent engendrer des interruptions opérationnelles, des baisses de performance, voire l'échec des projets de transformation. Un

second défi réside dans la gestion des données (Marocco et al., 2024). L'efficacité des outils d'IA repose sur la disponibilité de données fiables, volumineuses et bien structurées (Dwivedi et al., 2021). Or, selon Wamba-Taguimdje et al. (2020), dans beaucoup d'organisations, les données sont fragmentées, redondantes ou stockées dans des formats hétérogènes. Leur collecte, leur nettoyage et leur centralisation requièrent des compétences spécifiques ainsi que des ressources technologiques avancées (Sivarajah et al., 2017). Boudreau (2024) rappelle que l'absence de gouvernance des données constitue un frein majeur à l'adoption de l'IA en entreprise. La sécurité des données représente également un enjeu central, notamment pour les entreprises qui manipulent des informations sensibles ou personnelles (Dwivedi et al., 2021). En plus de répondre aux obligations réglementaires (comme la Loi canadienne sur la protection des renseignements personnels), les gestionnaires doivent instaurer des mécanismes robustes de cybersécurité afin d'éviter tout risque de fuite, de piratage ou d'utilisation abusive (Sicari et al., 2015). Les algorithmes d'IA nécessitent une puissance de calcul élevée (Brynjolfsson et al., 2020). Cela suppose des infrastructures informatiques performantes.

Pour les PME, cet investissement est souvent difficile à assumer. L'accès à des services infonuagiques sécurisés représente une alternative, mais il reste coûteux. Sans accompagnement externe ou soutien public, ces contraintes peuvent freiner l'adoption de l'IA (Bandi et al., 2023).

1.2.2 DÉFIS HUMAINS

Les obstacles humains et culturels jouent un rôle tout aussi déterminant que les limites techniques dans l'adoption de l'IA. La mise en œuvre de l'IA implique généralement une révision profonde des processus, des responsabilités et de la culture organisationnelle (Fountain et al., 2019). Ce changement peut engendrer des incertitudes, des résistances et des tensions internes (Bughin et al., 2017). Comme le montrent Chhatre et Singh (2024), les employés peuvent percevoir l'introduction de l'IA comme une menace pour leurs emplois ou leurs routines professionnelles, générant ainsi une opposition passive ou active. Face à cela, les gestionnaires doivent adopter une posture proactive. Gyanamurthy et Radhanath (2023) insistent sur l'importance d'une vision stratégique claire, accompagnée d'une communication transparente de la part de la direction. Dès la phase de conception, il est crucial d'impliquer les parties prenantes, de mettre en place des mécanismes de gestion du changement structurés, et d'anticiper les résistances potentielles à l'aide de dispositifs d'accompagnement adaptés (Wokurka et al., 2017).

Par ailleurs, l'adoption de l'IA requiert de nouvelles compétences, tant chez les gestionnaires que chez les collaborateurs (Haefner et al., 2021). La compréhension des logiques algorithmiques, la capacité à interpréter les résultats issus des outils d'analyse et l'esprit critique face aux limites des systèmes automatisés sont désormais indispensables (Wirtz et al., 2019). Lee et al. (2023) soulignent que la formation continue est un levier clé pour renforcer l'autonomie des utilisateurs et éviter les effets d'exclusion technologique. Bankins et Formosa (2023) ajoutent que le développement des compétences numériques doit être

perçu comme un investissement stratégique, essentiel pour réussir la transformation digitale.

Enfin, les enjeux éthiques liés à l'usage de l'IA ne peuvent être ignorés. Les risques de biais algorithmique, de discrimination ou d'atteinte à la vie privée affectent directement la confiance des parties prenantes dans les outils déployés (Allam et al., 2024). Selon Binns (2022), l'introduction de l'IA dans la gestion des ressources humaines, par exemple, ne doit pas se limiter à des considérations d'efficacité, mais intégrer une réflexion approfondie sur les valeurs humaines, les normes sociales et les principes de justice organisationnelle. Une gouvernance éthique, adossée à des protocoles transparents, est indispensable pour encadrer les usages et renforcer l'acceptabilité de ces innovations (Jobin et al., 2019). Dans cette perspective, la participation des collaborateurs, la clarté des objectifs et la mise en place de formations ciblées apparaissent comme des leviers essentiels pour favoriser l'acceptation de l'IA (Bankins et Formosa, 2023). Raisch et Krakowski (2021) montrent que seule une approche intégrée, combinant gestion du changement, accompagnement des compétences et gouvernance éthique, peut garantir le succès durable des projets d'IA. Le tableau 1 ci-dessous présente une synthèse des principaux défis rencontrés, en les classant selon la taille et le type d'organisation.

Tableau 1 : Défis d’adoption de l’IA selon le type d’organisation

Type d’organisation	Défis techniques	Défis organisationnels	Défis RH
PME	Manque de ressources IT, coûts élevés d’intégration	Difficulté à aligner l’IA avec la stratégie	Manque de compétences internes
Multinationales	Intégration dans plusieurs systèmes et filiales	Résistance au changement dans des structures complexes	Nécessité de formation à grande échelle
Secteur public	Contraintes réglementaires, cybersécurité	Lenteur des processus décisionnels	Manque d’expertise IA et de financement
Secteur privé	Besoin d’innovation constante, compétition accrue	Risques d’image liés aux erreurs IA	Développement d’une culture digitale

Source : Notre Étude inspirée de (Alhosani et Alhashmi, 2024; Ashta et Mogha, 2023; Deepthi et Bansal; Jaiswal et al., 2023)

1.3 ENJEUX ÉTHIQUES ET JURIDIQUES

L’adoption de l’IA par les gestionnaires s’accompagne de défis éthiques et juridiques majeurs, qui appellent une attention particulière dans le cadre d’une gouvernance responsable des technologies. Comme le rappellent Jobin et al. (2019), il ne suffit pas de mettre en œuvre des outils d’IA performants : il faut également garantir leur utilisation de manière équitable, transparente et conforme aux normes sociétales et légales. Parmi les premiers défis éthiques figure la question des biais algorithmiques. Ces biais peuvent être introduits par les données utilisées pour entraîner les systèmes d’IA ou par les logiques sous-jacentes aux algorithmes eux-mêmes (Binns, 2020). Tremblay et al. (2023) soulignent que ces biais, lorsqu’ils ne sont pas identifiés et corrigés, peuvent perpétuer, voire aggraver des discriminations existantes dans des domaines sensibles comme le recrutement, l’évaluation des performances ou

l'octroi de services. Par exemple, un algorithme de présélection de candidatures mal conçu pourrait favoriser certains profils au détriment d'autres, en fonction de critères tels que le genre, l'origine ethnique ou l'âge. Cela expose l'organisation à des risques juridiques, mais aussi à des atteintes à son image et à sa légitimité. Il devient dès lors indispensable de concevoir des systèmes d'IA explicables, auditables et justifiables, afin d'en garantir l'équité et la conformité avec les principes de non-discrimination (Doshi-Velez et Kim, 2017). Un autre enjeu fondamental concerne la protection de la vie privée et des données personnelles. L'IA, notamment lorsqu'elle est mobilisée dans les fonctions RH, marketing ou encore dans la surveillance des performances, repose sur le traitement massif d'informations souvent sensibles (Zarsky, 2016). Haenlein et Kaplan (2019) mettent en garde contre les risques liés à la collecte, au stockage et à l'exploitation de ces données sans consentement éclairé ou sans garantie de confidentialité. Dans ce contexte, les gestionnaires doivent s'assurer de respecter les cadres réglementaires en vigueur, tels que le Règlement général sur la protection des données (RGPD) ou les législations nationales équivalentes ailleurs (Veale et al., 2018). Cela implique non seulement la mise en place de politiques internes de gestion des données, mais aussi l'élaboration de protocoles de sécurité robustes, incluant l'anonymisation, le chiffrement et la gestion des accès (Al-Ruithe et al., 2019).

En outre, l'utilisation de l'IA soulève la question de la responsabilité juridique. En cas d'erreur, de préjudice ou de discrimination causés par un système d'IA, la responsabilité devient floue. Il est souvent difficile de savoir qui est responsable : le concepteur de l'algorithme, l'entreprise qui l'utilise ou l'éditeur du logiciel (Wagner, 2018). Cette incertitude juridique complique la mise en place de recours efficaces.

Cette incertitude crée un vide juridique que les législateurs tentent de combler progressivement. Par exemple, la proposition de règlement européen sur l'IA (*AI Act*), actuellement en cours d'adoption, prévoit un classement des systèmes d'IA selon leur niveau de risque, ainsi que des obligations spécifiques en matière de transparence, de supervision humaine et de sécurité (Taddeo et Floridi, 2018). Enfin, les gestionnaires doivent veiller à respecter les principes éthiques fondamentaux dans la conception et l'usage de l'IA. Cela inclut notamment la justice, l'autonomie, la transparence, la bienveillance, la responsabilité et la soutenabilité (Jobin et al., 2019). Dans cette perspective, l'adoption de chartes éthiques internes ou la mise en place de comités de gouvernance technologique peut constituer une bonne pratique pour encadrer l'usage de l'IA et prévenir les dérives (Morley et al., 2020). Selon Kallina et al. (2025), une IA véritablement responsable doit s'inscrire dans une démarche de dialogue avec les parties prenantes, dans un effort constant de clarification des finalités poursuivies et d'évaluation des impacts sociaux.

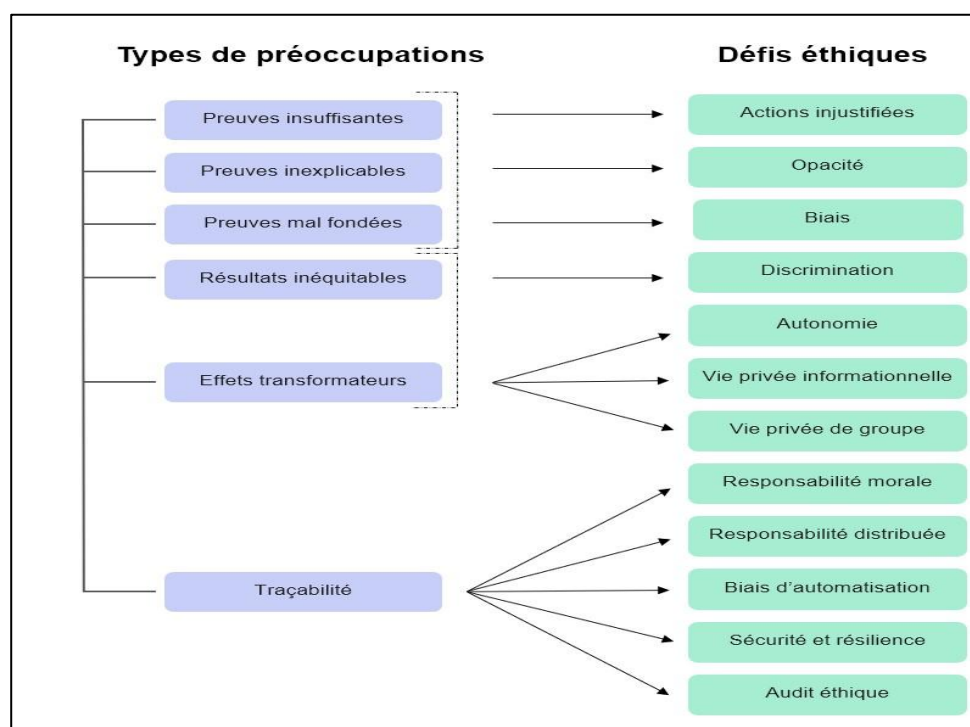


Figure 2 : Les défis éthiques communément rencontrés en matière d'IA

Source : (adapté par Mittelstadt (2021) de Mittelstadt et al. (2016))

Comme l'illustre la Figure de Mittelstadt (2021), également référencée sur le site du Conseil de l'Europe – Droits de l'Homme et Biomédecine, les principaux domaines d'éthique relatifs à l'IA concernent notamment : les biais et la discrimination, la vie privée, la transparence, la responsabilité ainsi que les impacts sur l'emploi. Ces thématiques soulignent la complexité des défis à relever dans la mise en œuvre de l'IA, tant du point de vue éthique que juridique. L'un des problèmes récurrents liés à l'IA est celui de la décision automatisée et de son opacité. Les travaux de Doshi-Velez et Kim (2017) mettent en évidence les limites de la compréhension humaine face à la complexité croissante des algorithmes, notamment ceux basés sur l'apprentissage profond. Cette absence de transparence, souvent qualifiée de « boîte noire algorithmique », complique l'explication des décisions prises par les systèmes

d'IA, réduisant la capacité des gestionnaires à les auditer ou à les justifier auprès des parties prenantes (Burrell, 2016). Elle pose par conséquent un véritable problème de redevabilité et de confiance. De plus, comme le souligne Gerbaix (2023), l'IA introduit une zone grise en matière de responsabilité. En cas de préjudice causé par un système intelligent, la question de la responsabilité reste incertaine. Il est souvent difficile de déterminer qui, du développeur, de l'organisation utilisatrice ou de l'utilisateur final, doit être tenu juridiquement responsable. Cette zone grise soulève des défis majeurs en matière de régulation et de protection des droits.

Ce flou juridique rend d'autant plus urgent l'élaboration de cadres de gouvernance adaptés, clarifiant les rôles et responsabilités de chacun, et définissant des procédures d'audit, de supervision humaine et de recours (Zerilli et al., 2019). Par ailleurs, l'IA soulève également des préoccupations importantes liées au travail et à l'emploi. Selon Yawalkar (2019), l'automatisation accrue engendre des craintes de substitution des travailleurs par des robots ou des agents intelligents, notamment dans les tâches répétitives et à faible valeur ajoutée. Si certains y voient une menace, d'autres y perçoivent une opportunité de transformation du travail, à condition que les travailleurs soient formés aux compétences de l'ère numérique. Cela implique une réflexion stratégique de la part des dirigeants, qui doivent anticiper les mutations du marché du travail et accompagner les salariés dans une dynamique de reconversion professionnelle et d'apprentissage continu (Lane et Saint-Martin, 2021). Face à l'ampleur de ces défis, les organisations sont appelées à adopter une approche proactive et structurée en matière d'éthique de l'IA. Cela implique la mise en place de politiques internes rigoureuses, de codes de conduite spécifiques et, dans certains cas, de comités d'éthique technologique chargés de superviser le développement et le déploiement

des systèmes d'IA (Mökander et Floridi, 2021). Barletta et al. (2023), insistent sur la nécessité d'instaurer des lignes directrices claires, issues d'un dialogue entre experts en technologie, juristes, gestionnaires et représentants des employés. Par ailleurs, la formation continue du personnel constitue un levier essentiel pour sensibiliser les collaborateurs aux enjeux éthiques, juridiques et sociaux de l'IA et pour favoriser une adoption responsable et éclairée (Haefner et al., 2021).

1.4 FACTEURS CLÉS DE SUCCÈS

1.4.1 LEADERSHIP ET VISION STRATÉGIQUES

L'intégration réussie de l'IA dans les organisations repose en grande partie sur la qualité du leadership et la clarté de la vision stratégique des gestionnaires (Harfouche et al., 2024). Ces derniers doivent être capables de formuler une vision ambitieuse, mais réaliste, en alignant l'intégration de l'IA avec les objectifs globaux de l'entreprise (Attarça et de Salins, 2013). Cela suppose une compréhension fine des opportunités offertes par l'IA, mais également des risques, des limites et des implications à long terme sur le modèle d'affaires et la compétitivité de l'organisation. Selon Kane (2015), un leadership engagé est indispensable pour piloter cette transformation numérique. Il s'agit d'un processus transversal nécessitant des arbitrages stratégiques clairs, une coordination multisectorielle et une volonté constante d'innovation. Des exemples emblématiques illustrent ce rôle moteur du leadership :

- General Electric (GE) a utilisé l'IA pour optimiser la maintenance prédictive de ses équipements industriels. D'après Components (2023), cela a permis de réduire les coûts de maintenance de 10 à 20 % et d'améliorer la disponibilité des machines de 5%.
- JPMorgan Chase, à travers son programme COIN (*Contract Intelligence*), a automatisé l'analyse de milliers de contrats juridiques, une tâche qui nécessitait auparavant plus de 360 000 heures de travail annuel (Son, 2017).
- Walmart a déployé des solutions d'IA pour améliorer la gestion logistique en temps réel, avec des prévisions de réduction des coûts opérationnels de 30 % et une augmentation du taux de satisfaction client (Neuffer, 2025).

Ces exemples soulignent que l'engagement de la haute direction, la formulation d'objectifs clairs, l'affectation de ressources adéquates, ainsi qu'un alignement stratégique fort constituent des facteurs clés de succès pour l'adoption de l'IA (Kraus et al., 2021). En outre, un leadership proactif favorise l'émergence d'une culture organisationnelle ouverte à la transformation numérique (Madhavi et Bhatt, 2024). Les gestionnaires doivent ainsi agir en véritables ambassadeurs du changement, en communiquant de manière transparente sur les finalités de l'IA et en impliquant les collaborateurs dans toutes les étapes de la transformation (Zappulla, 2024). Ils doivent également être en mesure de redéfinir les rôles et responsabilités, anticiper les impacts organisationnels, et mettre en place un plan de montée en compétences pour répondre aux exigences de la nouvelle ère numérique (Lane et Saint-Martin, 2021).

1.4.2 GESTION DU CHANGEMENT

L'adoption de l'IA ne peut être réduite à une simple acquisition technologique ; elle implique une transformation en profondeur des processus opérationnels, des structures organisationnelles, de la culture d'entreprise et des modes de travail (Jöhnk et al., 2021). Dans ce contexte, une gestion efficace du changement est indispensable pour garantir l'appropriation des outils d'IA par l'ensemble des parties prenantes (Jarrahi, 2018). Le changement génère souvent des résistances, notamment par peur de l'inconnu, attachement aux pratiques existantes ou craintes pour la sécurité de l'emploi (Pesqueux, 2020). C'est pourquoi les gestionnaires doivent mettre en œuvre une démarche structurée de conduite du changement, fondée sur la planification, la communication proactive et l'implication du personnel. La transparence sur les raisons du changement, les avantages attendus et les conséquences pour les salariés permet de renforcer l'adhésion au projet (Komi, 2019). Une approche participative, intégrant les employés dans la co-construction des solutions, favorise leur engagement et réduit les résistances (Zink et al., 2008). Cela nécessite également de déployer des programmes de formation ciblés, non seulement sur les aspects techniques de l'IA, mais aussi sur les compétences cognitives, analytiques et collaboratives, indispensables dans les environnements augmentés par l'IA (Bughin et al., 2017). Par ailleurs, une stratégie de changement peut s'articuler autour de projets pilotes ou d'expérimentations progressives. Uren et Edwards (2023) recommandent une méthode incrémentale, qui permet de tester l'acceptabilité et la performance des technologies d'IA avant une généralisation à grande échelle. Ce mode d'implémentation graduelle facilite

l'ajustement des stratégies, favorise l'appropriation par les équipes, et bâtit la confiance dans les systèmes intelligents.

La figure ci-dessous adaptée par Mtimet (2024) illustre différentes zones d'impact de l'IA sur les fonctions managériales, mettant en évidence les tâches qui peuvent être automatisées, assistées ou conservées sous le contrôle direct des chefs de projets. Ce schéma fournit un outil de diagnostic utile pour les gestionnaires souhaitant identifier les domaines prioritaires d'intégration de l'IA dans leur quotidien.



Figure 3 : Management de projet, les tâches qui peuvent être remplacées par l'IA

Source : (Mtimet, 2024)

1.4.3 FORMATION ET COMPÉTENCES

La formation continue et le développement des compétences constituent des leviers stratégiques majeurs pour assurer une adoption réussie de l'IA dans les organisations (Lane et Saint-Martin, 2021). L'introduction de cette technologie modifie profondément les outils, les processus et les modes de pensée, exigeant une adaptation des compétences à tous les niveaux hiérarchiques (Strohmeier et Piazza, 2015). Les gestionnaires doivent, par conséquent, investir dans des programmes de formation ciblés permettant aux employés d'acquérir les aptitudes nécessaires à une utilisation efficace, éthique et durable de l'IA (Sam Ransbotham, 2019). Parmi les compétences clés, figure en premier lieu la littératie en IA, c'est-à-dire la capacité à comprendre les principes fondamentaux, les usages possibles et les limites des systèmes intelligents (Ng et al., 2021). Selon Trottier et al. (2024), il est essentiel que les utilisateurs soient capables d'interpréter les résultats des algorithmes, d'identifier d'éventuels biais, et de prendre des décisions fondées sur une utilisation responsable de ces technologies. Cette littératie doit s'accompagner de compétences techniques spécifiques, telles que la gestion et la préparation des données, la maîtrise des interfaces API, ou encore l'interprétation des sorties issues du *machine learning* (Sidhu et al., 2024; Wilson et Daugherty, 2018).

Toutefois, ces compétences doivent être contextualisées : une bonne maîtrise des outils ne suffit pas si elle n'est pas accompagnée d'une compréhension fine des enjeux organisationnels. Pour les gestionnaires, il est également crucial de développer des compétences en gestion du changement et en pilotage stratégique de projets IA (Perifanis et Kitsios, 2023). Cela implique d'anticiper les impacts sur l'organisation, de mobiliser les

ressources humaines et financières, et de communiquer une vision cohérente du changement (Ransbotham et al., 2021). De plus, l'essor de l'IA exige l'émergence de profils hybrides, combinant expertise métier et connaissances en IA. Dans les secteurs spécialisés comme la finance, la logistique ou la santé, les professionnels doivent articuler savoirs techniques et compréhension des outils IA pour garantir la pertinence des solutions déployées (Sheth et al., 2021). Enfin, la rapidité d'évolution des technologies impose de repenser la formation comme un processus permanent (Zawacki-Richter et al., 2019). Les compétences d'aujourd'hui peuvent devenir obsolètes demain. Une culture organisationnelle fondée sur l'apprentissage continu, l'adaptabilité et l'agilité est donc indispensable pour garantir la compétitivité dans un environnement en constante mutation (Brynjolfsson et McAfee, 2014).

1.4.4 GOUVERNANCE DES DONNÉES

La gouvernance des données représente un pilier fondamental pour une adoption efficace, responsable et durable de l'IA dans les organisations (Strohmeier et Piazza, 2015). En effet, les systèmes d'IA reposent sur l'analyse de volumes massifs de données, dont la qualité, la traçabilité et la sécurité conditionnent directement la performance des algorithmes (Chui et al., 2023). La gouvernance des données se définit comme l'ensemble des règles, structures et processus organisationnels permettant d'assurer l'intégrité, la disponibilité, la confidentialité et la conformité des données utilisées par les systèmes intelligents (Tadi, 2020). Elle inclut notamment la définition de standards pour la collecte, le traitement, le stockage et la sécurisation des données, conformément aux normes légales et éthiques en

vigueur. Des données de mauvaise qualité, incomplètes ou biaisées peuvent générer des décisions erronées, voire préjudiciables, affectant directement la réputation ou la performance de l'organisation (Elahi, 2022). Un traitement rigoureux, nettoyage, validation, enrichissement, s'impose donc avant toute exploitation par les outils d'IA (Provost et Fawcett, 2013). La protection de la vie privée constitue un autre enjeu central. Les organisations doivent mettre en œuvre des dispositifs robustes : chiffrement, contrôle d'accès, gestion des identités numériques, afin de protéger les données sensibles des utilisateurs (Boushaba et Chakor, 2023). Ces mesures doivent également garantir la conformité aux réglementations nationales et internationales, telles que le RGPD ou la Loi sur la protection des renseignements personnels au Canada. Au-delà de l'aspect technique, la gouvernance des données comporte une dimension éthique essentielle. Les entreprises doivent s'assurer que les données ne soient pas utilisées de manière discriminatoire, que les décisions prises par l'IA soient explicables, équitables et responsables (Collin et al., 2023). Cela suppose la mise en place de mécanismes de transparence, d'auditabilité des algorithmes et de supervision humaine (Doshi-Velez et Kim, 2017). Une gouvernance efficace requiert également une collaboration interfonctionnelle : les départements IT, juridique, éthique, conformité, mais aussi les responsables opérationnels doivent travailler de concert (Dignum, 2019). La désignation d'un *Chief Data Officer* (CDO) ou d'un responsable de la gouvernance des données peut renforcer la coordination stratégique des actions (Théard-Jallu, 2021). Enfin, la réussite d'une telle démarche dépend aussi de la sensibilisation et de la formation des collaborateurs (Ransbotham et al., 2021). Tous les membres de l'organisation, du top management aux opérationnels, doivent comprendre l'importance de la qualité et de l'éthique

dans la gestion des données (Mélançon et Pinède, 2024). Un tableau synthétique à la fin de cette section récapitule les conditions clés d'une gouvernance des données adaptée aux enjeux de l'IA.

Tableau 2 : Facteurs de succès pour une adoption efficace de l'IA

Facteur clé	Explication	Exemples
Leadership et vision stratégique	Les dirigeants doivent piloter le changement et encourager une vision intégrée de l'IA	Ex. : Google et Microsoft ont structuré leur transformation digitale autour de l'IA
Formation et montée en compétences	Former les employés à comprendre et utiliser l'IA est essentiel	Ex. : Amazon investit 700M\$ dans la formation en IA
Gouvernance des données	Une bonne gestion des données assure une IA fiable et éthique	Ex. : IBM Watson utilise des cadres stricts de gestion des données

Source : Notre Étude

1.5 ÉTAT DE LA RECHERCHE EMPIRIQUE

L'adoption de l'IA par les gestionnaires au sein des organisations fait l'objet d'un intérêt croissant dans la littérature scientifique, donnant lieu à une multiplication des études empiriques ces dernières années. Ces travaux ont permis de mieux cerner les défis, les facteurs facilitateurs et les répercussions de l'intégration de l'IA dans divers contextes organisationnels. Dans une étude comparative menée sur plusieurs sites, Brock et Von Wangenheim (2019) ont mis en lumière les principaux obstacles rencontrés lors de l'introduction de l'IA, notamment la résistance au changement, les préoccupations relatives à la sécurité des données et le déficit de compétences spécialisées. Leur recherche souligne également l'importance stratégique du leadership dans le processus d'adoption, notamment

par la définition d'une vision claire et partagée de l'innovation technologique. Les recherches montrent par ailleurs que l'adoption de l'IA varie selon les secteurs d'activité, chacun étant confronté à des dynamiques et à des résistances spécifiques, en lien avec ses structures organisationnelles et sa culture de gestion. Par exemple, dans le domaine de la santé, ils identifient une tension entre la précision accrue permise par les outils d'IA et la déshumanisation potentielle des soins (Weiner et al., 2025). Si l'IA améliore la qualité des diagnostics, son usage soulève des craintes éthiques liées à la perte de contrôle décisionnel par les professionnels de santé et à l'amoindrissement de la relation patient-soignant. Dans le secteur financier, Booyse et Scheepers (2024) ont interrogé des cadres de banques et de *fintechs*. Leur étude révèle que l'IA transforme fondamentalement les relations de confiance avec les clients et modifie le rôle des analystes financiers, contribuant à redéfinir les modèles décisionnels internes. L'IA est ainsi perçue à la fois comme un levier stratégique et une source de disruption des pratiques traditionnelles. S'agissant de l'industrie manufacturière, Ng et al. (2021) notent une certaine frilosité des gestionnaires à adopter l'IA, en raison de l'incertitude technologique, de la peur de dépendance aux solutions étrangères, et de la crainte de perte de savoir-faire humain. Nombre d'entreprises attendent davantage de retours d'expérience avant d'engager des transformations significatives. Dans le secteur public, Alhosani et Alhashmi (2024) relèvent les défis liés à la transparence algorithmique et à la conformité réglementaire. Leurs travaux mettent en évidence un scepticisme institutionnel face à l'IA, souvent perçue comme opaque et difficile à encadrer juridiquement. L'acceptation de l'IA par les décideurs dépend largement de la capacité des institutions à mettre en place une gouvernance participative et éthique. Dans l'ensemble, ces études

démontrent que le processus d'adoption de l'IA est loin d'être uniforme. Il dépend des caractéristiques internes des organisations, de leur culture de gestion, mais aussi de la perception publique de la technologie. Une approche contextuelle et sectorielle apparaît donc essentielle pour comprendre pleinement les freins et les leviers propres à chaque domaine d'activité. Plusieurs travaux ont également examiné les obstacles structurels et cognitifs à l'adoption de l'IA. Ransbotham et al. (2018) montrent que le manque de confiance dans les algorithmes, les difficultés d'interprétation des résultats produits par l'IA, ainsi que les préoccupations éthiques, freinent l'intégration de ces technologies dans les processus décisionnels. Malgré l'intérêt croissant pour l'IA, les cadres dirigeants rencontrent des difficultés concrètes lors de sa mise en œuvre. En contrepartie, certains facteurs de facilitation ont été identifiés dans la littérature. Selon Cetindamar et al. (2022), la formation continue, l'acculturation numérique et le développement des compétences organisationnelles sont des leviers décisifs. Ces actions favorisent une appropriation collective de l'IA au-delà des gestionnaires, en mobilisant l'ensemble des collaborateurs dans une dynamique d'innovation. La question de la gouvernance des données a également suscité un intérêt croissant. L'étude de Zhang et al. (2021) souligne les gains d'efficacité et de rentabilité associés à une gouvernance des données bien structurée. Celle-ci renforce la fiabilité des modèles d'IA et contribue à asseoir la légitimité de ces technologies auprès des gestionnaires, en garantissant la qualité, la conformité et l'éthique des systèmes déployés (Cath et al., 2018). Malgré ces avancées, la recherche empirique présente encore certaines limites. Plusieurs auteurs, dont Zouinar (2020), appellent à davantage d'études longitudinales et à une exploration plus fine des spécificités sectorielles. De plus, les implications de technologies

émergentes telles que le *deep learning* ou l'IA générative restent encore largement sous-explorées.

1.6 LIMITES ET LACUNES IDENTIFIÉES

Bien que les études empiriques sur l'adoption de l'IA par les gestionnaires aient permis d'enrichir considérablement la littérature, plusieurs limites et lacunes subsistent, appelant à des approfondissements futurs. Tout d'abord, le manque d'études longitudinales constitue une limite méthodologique importante. Comme le souligne Hours (2019, p. 52), « les modèles d'IA reposent sur des données représentatives d'un environnement donné et doivent être régulièrement mis à jour pour tenir compte de l'évolution du contexte, faute de quoi ils deviennent rapidement inadaptés ». Des approches longitudinales permettraient de mieux appréhender les trajectoires d'adoption, les phases critiques ainsi que les facteurs influençant l'appropriation progressive de l'IA dans les organisations. Ensuite, la généralisabilité des résultats est souvent remise en question. De nombreuses études sont focalisées sur des secteurs d'activité spécifiques ou des contextes organisationnels particuliers, ce qui limite la portée de leurs conclusions à d'autres environnements (El Yahyaoui et Hassani, 2024). Une plus grande diversité sectorielle et organisationnelle dans les recherches futures permettrait de dégager des tendances transversales plus robustes. Par ailleurs, les spécificités culturelles et contextuelles sont encore trop peu intégrées dans les analyses. La majorité des recherches sont conduites dans des pays occidentaux, négligeant ainsi les réalités socio-économiques, institutionnelles et réglementaires d'autres régions du

monde, notamment les pays en développement (Chateauraynaud, 2019). Une perspective interculturelle permettrait d'élargir la compréhension des modalités d'adoption de l'IA et de mieux tenir compte de la diversité des environnements organisationnels. Une autre limite majeure réside dans l'évolution rapide des technologies d'IA elles-mêmes (Binns, 2022). La plupart des travaux se sont concentrés sur des technologies dites traditionnelles, telles que les systèmes experts ou l'apprentissage automatique supervisé. Cependant, l'émergence de nouvelles approches comme l'apprentissage profond (*deep learning*), l'IA générative ou les systèmes autonomes engendre des problématiques inédites qui demeurent encore largement sous-étudiées (Espina-Romero et al., 2024). Ces innovations exigent de revisiter les cadres d'analyse actuels et d'élaborer de nouveaux outils d'évaluation adaptés. Enfin, plusieurs auteurs appellent à un renforcement des approches interdisciplinaires. L'adoption de l'IA constitue un phénomène multidimensionnel, à l'intersection de considérations techniques, organisationnelles, humaines et éthiques (Dwivedi et al., 2021). Comme le suggère Kelley (2022), une meilleure compréhension de cette complexité nécessite une collaboration entre disciplines, gestion, ingénierie, sociologie, droit, éthique permettant de croiser les perspectives théoriques et méthodologiques pour proposer une vision plus holistique des enjeux de l'IA.

Ces limites montrent la nécessité de recherches empiriques capables de saisir l'adoption de l'IA comme un processus évolutif, dépendant à la fois des perceptions managériales, des dynamiques organisationnelles et des cadres institutionnels (Dwivedi et al., 2021; Hours, 2019). Plusieurs auteurs soulignent que l'absence d'approches longitudinales et comparatives limite la compréhension des trajectoires d'appropriation de l'IA dans le temps (El Yahyaoui

et Hassani, 2024; Zouinar, 2020). De plus, la concentration des études dans les pays occidentaux restreint la portée des conclusions et appelle à une prise en compte accrue des contextes émergents et des spécificités institutionnelles locales (Chateauraynaud, 2019; Kelley, 2022; Zouinar, 2020). Ces constats justifient pleinement l'orientation de ce mémoire, qui vise à analyser l'adoption de l'IA du point de vue des gestionnaires, en intégrant simultanément les dimensions techniques, organisationnelles et humaines du phénomène (Dwivedi et al., 2021; Jarrahi, 2018).

CHAPITRE 2 :

CADRE THÉORIQUE

Ce chapitre a pour objectif de présenter le cadre théorique mobilisé pour analyser l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) par les gestionnaires dans les organisations. Il s'inscrit directement dans l'objectif général de ce mémoire, qui vise à identifier les conditions critiques influençant l'appropriation de l'IA dans les pratiques de gestion.

Afin de répondre à la question de recherche, ce chapitre s'appuie sur trois théories complémentaires issues de la littérature sur l'adoption des technologies et le changement organisationnel. Ces approches ont été retenues en raison de leur capacité à éclairer, sous des angles distincts mais complémentaires, les déterminants techniques, humains et organisationnels de l'adoption de l'IA. Elles constituent ainsi un socle analytique cohérent pour guider l'analyse du phénomène étudié.

La théorie de l'acceptation des technologies est mobilisée afin d'analyser les facteurs individuels et perceptuels influençant l'adoption de l'IA par les gestionnaires, notamment en termes d'utilité perçue, de facilité d'utilisation et d'attitudes face à la technologie. La théorie de la diffusion de l'innovation permet, quant à elle, de comprendre la dynamique d'adoption de l'IA au sein des organisations, en mettant en évidence les profils d'adoptants, les mécanismes de diffusion et les conditions favorisant ou freinant l'acceptation de l'innovation. Enfin, la théorie de l'apprentissage organisationnel est retenue pour analyser la manière dont les organisations développent et intègrent les compétences nécessaires à une appropriation durable de l'IA dans leurs pratiques de gestion.

L'articulation de ces trois approches théoriques permet de proposer une lecture globale et cohérente du processus d'adoption de l'IA par les gestionnaires. À la lumière de ce cadre théorique, le chapitre suivant présente la méthodologie de recherche retenue afin d'analyser empiriquement les conditions d'adoption de l'IA.

2.1 LA THÉORIE SUR L'ACCEPTATION DES TECHNOLOGIES

Selon les propos de Davis (1989, p. 320), « *l'intention d'utiliser une technologie est déterminée deux variables clés : l'utilité perçue (degré auquel une personne croit que l'utilisation de la technologie améliorera sa performance) et la facilité d'utilisation perçue (degré auquel une personne croit que l'utilisation de la technologie sera exempte d'effort)* ».

Ces variables reflètent la confiance des individus dans la capacité de la technologie à leur apporter une réelle valeur ajoutée et leur aptitude à l'adopter sans difficulté majeure (Luan et Teo, 2009). Comme le soulignent Dwivedi et al. (2021), l'adoption de l'IA dépend fortement de leur perception des bénéfices tangibles que l'IA peut apporter à l'organisation, ainsi que la facilité avec laquelle la technologie peut être intégrée et utilisée dans les processus existants. Cette utilité perçue est étroitement liée à la capacité de l'IA à soutenir ou à renforcer la prise de décision, l'efficacité opérationnelle, et l'agilité stratégique au sein des organisations (Huang et Rust, 2021). En effet, lorsqu'un gestionnaire perçoit qu'un outil d'IA peut réduire sa charge de travail en faisant une analyse de données complexes, générer des prédictions fiables, automatiser des tâches répétitives ou améliorer la qualité des décisions, etc., il sera davantage enclin à accepter et à intégrer cette technologie dans ses pratiques professionnelles. Plusieurs études empiriques montrent que la perception de l'utilité joue un rôle décisif dans l'adoption des technologies numériques, en particulier lorsque les

utilisateurs occupent des rôles décisionnels. Selon Jöhnk et al. (2021, p. 14), « *plus l'IA est perçue comme pertinente pour atteindre des objectifs professionnels spécifiques, plus la probabilité de son adoption augmente* ». On peut en déduire que les gestionnaires seront plus susceptibles d'adopter la technologie s'ils estiment disposer des compétences, des ressources et des opportunités nécessaires.

En conséquence, si l'IA tarde à répondre aux attentes des utilisateurs, ces derniers ont souvent tendance à le rejeter ou à rester indifférents face à cette technologie. Ce qui fait d'ailleurs qu'un gestionnaire peu expérimenté avec des outils d'IA pourrait ne pas en percevoir toute l'utilité, à moins d'être accompagné ou formé. Comme le montrent Venkatesh et al. (2003), l'expérience antérieure avec la technologie, ainsi que la qualité des informations fournies, influence directement la perception de son utilité, ce qui impacte l'intention d'adoption des utilisateurs. En effet, la perception de l'utilité est souvent influencée par d'autres facteurs à savoir le niveau de familiarité avec la technologie et l'expérience antérieure avec des systèmes similaires (Im et al., 2011). Ces facteurs soulignés par Im et al. (2011) jouent un rôle important dans l'adoption d'IA au sein des organisations. Dans une perspective organisationnelle, il devient donc essentiel de communiquer clairement les bénéfices attendus de l'IA, et d'impliquer les gestionnaires dans la conception et l'expérimentation des outils, afin de renforcer leur perception de l'utilité.

Toutefois, la facilité d'utilisation est particulièrement importante, car il est plus susceptible d'adopter une technologie si elle est simple à apprendre, à utiliser et surtout à mettre en œuvre. Les IA sont souvent perçus comme complexes voire techniques (Venkatesh

et al., 2012). Ce qui fait que son intégration ne sera pas facile pour une personne qui n'est pas nécessairement issue d'un domaine technologique. Selon Davis (1989), si un système est perçu comme difficile à utiliser, ses bénéfices potentiels peuvent être réduits par la charge cognitive ou le temps requis pour le maîtriser.

Ainsi, pour renforcer l'engagement des utilisateurs, il faut non seulement intégrer IA de manière simple et transparente, mais penser à suivre une formation pour savoir les tenants et aboutissants de cette nouvelle technologie. Comme l'affirment Bobillier-Chaumon et Dubois (2009, p. 327), *« une interface intuitive, une expérience utilisateur fluide, ainsi qu'un accompagnement adéquat (formation) sont des éléments clés qui peuvent influencer positivement la perception de facilité d'utilisation »*. Les gestionnaires doivent cependant s'investir dans des formations ciblées, procéder à des phases de test ou de co-développement afin d'adapter les outils à leurs besoins spécifiques. Comme l'expliquent Marangunic et Granic (2015, p. 88), *« les utilisateurs qui bénéficient d'une interface conviviale et d'un soutien technique lors de l'implémentation d'une solution d'IA affichent des taux d'acceptation significativement plus élevés que ceux livrés à eux-mêmes »*. Ainsi, pour favoriser l'adoption de l'IA, les organisations doivent veiller à réduire la complexité perçue des IA et montrer les avantages et bénéfices que l'on peut tirer de cette transition.

2.2 LA THÉORIE DE LA DIFFUSION DE L'INNOVATION

Dans un contexte organisationnel, la diffusion de l'innovation décrit tout d'abord un processus par lequel une innovation que ce soit une idée, un produit ou une pratique circule

progressivement au sein d'un système social (Rogers, 2003). Ce concept a été traité dans plusieurs études pour comprendre comment ces innovations technologiques, organisationnelles ou comportementales se répandent sur les personnes sous un aspect individuelles ou collectives, notamment en sociologie grâce à l'étude fondatrice de Everett M. Rogers en 1962 (Chapuis et de Bovis-Vlahovic, 2016). Dans ces recherches, sur la base des mécanismes sociaux, psychologiques et communicationnels qui influencent une transition, il cherche à comprendre pourquoi certaines innovations sont adoptées rapidement par certaines personnes alors que d'autres ont du mal à se répandre.

Selon Rogers (2003, p. 219), l'adoption d'une innovation est influencée par cinq caractéristiques principales à savoir l'avantage relatif, la compatibilité, la complexité, la possibilité d'expérimentation et l'observabilité. L'avantage relatif désigne le degré auquel une innovation est perçue comme supérieure à l'idée qu'elle remplace. Pour les gestionnaires, cela se traduit par la valeur créée par l'IA en termes de gain de temps, précision dans la prise de décision ou encore, une amélioration de la performance organisationnelle (Davenport et Ronanki, 2018). La compatibilité renvoie à l'alignement entre l'innovation et les valeurs, expériences passées et besoins des potentiels utilisateurs. La complexité, quant à elle, fait référence au degré de difficulté à comprendre et à utiliser l'innovation. Comme le souligne Rogers (2003) « *Plus une technologie est perçue comme complexe, moins elle est susceptible d'être adoptée* ». La possibilité d'expérimentation réduit l'incertitude en permettant aux utilisateurs de tester l'innovation à petite échelle. Enfin, l'observabilité concerne la visibilité des résultats de l'utilisation de l'innovation.

Force est de reconnaître que la diffusion ne dépend pas seulement des possibilités techniques. Celle-ci s'appuie sur les dynamismes d'acceptation sociaux et organisationnels. Les gestionnaires qui ont une influence directe dans la prise de décision et ouverte à l'innovation jouent un rôle important dans ce processus. Vagnani et Volpe (2017) insistent sur le rôle central des gestionnaires dans cette diffusion : leur posture proactive, leur capacité à influencer les pratiques et à mobiliser les parties prenantes sont des leviers puissants d'adoption.

En effet, l'impact réel d'une innovation dépend de sa capacité à être intégrée et adaptée aux pratiques organisationnelles, inextricablement liée à une gestion active de sa mise en œuvre et une réponse aux besoins spécifiques des utilisateurs. Pour Tarlan et al. (2024), l'intégration réussie d'une innovation requiert une réponse adaptée aux besoins, une planification organisationnelle, ainsi qu'une gouvernance du changement efficace. Dès lors, on peut comprendre que l'adoption d'une technologie dans un processus existant ne se fait pas de manière uniforme, mais suit une courbe de diffusion (voir figure ci-dessous).

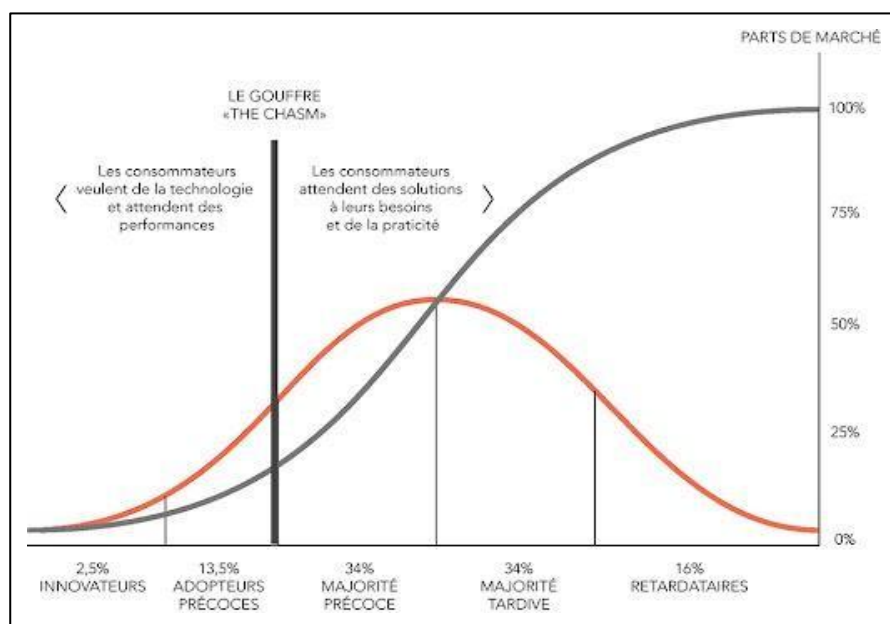


Figure 4 : Théorie de la diffusion des innovations: les phases de l'adoption

Source : (Rogers, 2003)

Chaque acteur organisationnel se situe à un stade spécifique allant d'un innovateur curieux au conservateur sceptique (Rogers, 2003). En effet, comme le préconisent Lapointe et Rivard (2005), « *les gestionnaires doivent adopter une stratégie différenciée d'accompagnement* ». Chaque étape dans le cycle de vie d'adoption doit être en phase avec l'accompagnement octroyée au personnel. Comme le suggèrent plusieurs travaux sur la transformation digitale et les systèmes hybrides humain-IA, des dispositifs d'accompagnement combinant démonstrations contextualisées, ateliers de co-construction, mentorat et formation continue sont essentiels pour transformer une technologie perçue comme distante en un outil accessible (Jarrahi, 2018; Vial, 2021). Selon West et Anderson (1996), les organisations qui favorisent l'expérimentation, l'apprentissage collectif et la prise d'initiative sont plus aptes à faire émerger des dynamiques d'appropriation durable.

Toutefois, le facteur humain reste une pièce maîtresse dans le puzzle d'une adoption adéquate. Bessen (2018, p. 2) insiste sur l'importance de dispositifs de requalification et de formation continue pour accompagner les trajectoires professionnelles dans un contexte où la complémentarité humain-machine devient la norme. Il ne s'agit donc pas simplement de former aux outils, mais de reconnaître les vécus, les résistances liées à l'innovation. Raison pour laquelle Faraj et al. (2018), nous explique que « les technologies comme l'IA ne sont pas adoptées de manière neutre, mais requièrent de significations sociales, économiques et éthiques ». La technicité dans le processus d'adoption n'est qu'un revers de la médaille, les facteurs socio-organisationnels en sont une partie intégrante à ne pas négliger. Enfin, ce cadre de réflexion nous mène à ne pas circonscrire cette technologie dans une rupture soudaine. Comme toute nouvelle technologie, elle s'inscrit dans un processus d'adaptation et d'alignement de plusieurs composantes au cœur même des pratiques de gestion propre à chaque entreprise.

2.3 LA THÉORIE DE L'APPRENTISSAGE ORGANISATIONNEL

La théorie de l'apprentissage organisationnel est mobilisée dans ce mémoire afin d'analyser la manière dont les organisations développent progressivement les capacités nécessaires à l'appropriation de l'intelligence artificielle (IA), en considérant l'apprentissage comme un processus dynamique et cumulatif plutôt qu'un état initial de compétences (Argyris et Schön, 1997; Lane et Saint-Martin, 2021). Cette approche postule que les organisations apprennent à travers l'expérimentation, l'interprétation des résultats et

l'intégration des connaissances dans leurs routines et pratiques de gestion (Fiol et Lyles, 1985).

Dans le contexte spécifique de l'adoption de l'IA, la théorie de l'apprentissage organisationnel permet d'examiner comment les organisations peuvent faire face à un déficit initial de compétences techniques par la mise en place de mécanismes d'apprentissage formels et informels, tels que la formation continue, l'apprentissage par l'expérience et le recours à des expertises externes (Huber, 1991; Nonaka et al., 1996). Plusieurs travaux soulignent que l'introduction de technologies complexes repose moins sur une maîtrise immédiate que sur la capacité organisationnelle à apprendre, à s'adapter et à ajuster progressivement les pratiques existantes (Levitt et March, 1988; March, 1991).

En effet, Goh (2003) conçoit la formation continue simple comme des processus d'ajustements continus et des paramètres techniques permettant de corriger les erreurs détectées, et sans pour autant remettre en cause les objectifs ou les structures organisationnelles sous-jacentes. Il s'agit ici de définir des objectifs, de suivre le cycle jusqu'à l'obtention des résultats, de tirer des conclusions avec les enseignements reçus et de répéter le cycle avec des objectifs améliorés. Cette approche constitue l'antichambre de l'efficacité et l'efficience opérationnelle au sein des organisations opérant dans un contexte en constante mutation (Haefner et al., 2021). C'est d'ailleurs dans le sens où cette technologie implique une reconfiguration des pratiques et des processus organisationnels (Gama et Magistretti, 2025). Comme le souligne également Argyris et Schön (1997), le simple ajustement des processus techniques demeure précaire et ne suffit plus en réalité. Les gestionnaires doivent dès lors être capables de redéfinir leur référentiel intellectuel pour saisir

pleinement les implications stratégiques, éthiques et humaines de l'IA. Ainsi les conditions initiales doivent être optimales en amont de l'intégration de la technologie.

À l'opposé, le double d'apprentissage vient compléter l'apprentissage à boucle simple en allant en profondeur. Cette démarche vise à remettre en question la base des pratiques initiales au sein d'une organisation. L'étude d'expérience d'une entreprise manufacturière américaine de grande taille en phase d'intégrer une technologie complexe a fait l'objet d'analyse effectuée par Edmondson (2008). Dans ces travaux, l'auteur révèle que dans la phase primitive, l'entité a d'abord essayé d'ajuster ses pratiques opérationnelles pour remédier aux erreurs techniques (l'apprentissage en boucle simple). Toutefois, la ténacité des problèmes a poussé la direction et son équipe vers des axes de réflexion plus élaborés. Il a été préconisé un mode de collaboration plus inclusif, une communication diffuse et un processus de prise de décision plus encadré. Ces réformes ont conduit à une remise en question des objectifs organisationnels ainsi que des cadres de référence. D'où une facilitation d'une adoption durable de l'innovation dans cette entreprise. Cette analyse révèle en parallèle les exigences dans l'approche de l'apprentissage en double boucle notamment concernant la durée, l'inclusion et le changement de paradigme au sein des entreprises. Il est important de noter que , ce second niveau d'apprentissage est essentiel, car il prend en compte les incertitudes, la complexité de la technologie et la constante mutation des technologies.

Cette perspective est corroborée par Fiol et Lyles (1985), qui précisent que la base de l'apprentissage organisationnel stratégique repose sur une volonté managériale à la formation continue. La culture de *feedback* n'est pas à négliger pour instaurer et maintenir une mémoire collective. Cela nécessite un environnement favorable à l'introspection, à la critique

constructive et à l'expérimentation. Toutefois, les facteurs bloquants persistent et résident dans les structures hiérarchiques rigides, la rétention d'information, les craintes liées à l'exécution algorithmique et au désengagement du contrôle humain (Faraj et al., 2018; Raisch et Krakowski, 2021).

A cela s'ajoute, les enjeux éthiques et sociaux qui vont au-delà de l'aspect technique dans le processus d'adoption de l'IA (Collin et al., 2023). Comme mentionné plus haut, la méfiance à l'égard l'exécution algorithmique, les inégalités dans les compétences technologie et l'érosion des compétences renvoient à une approche d'apprentissage participative et inclusive. Ainsi, comme le proposent Easterby-Smith et Lyles (2011), les entreprises doivent s'adapter en renforçant leur capacité aussi bien dans la sphère de la connaissance et émotionnelle que relationnelle.

En tout état de cause, l'apprentissage organisationnel est une excellente grille de lecture pour appréhender la question de l'intégration optimale de l'IA et de ses potentiels défis.

Cette approche nous renvoie à une perception de l'intégration de l'IA qui ne se limite pas à un projet isolé, mais un processus continu inclusif.

2.3.1 LIMITES DE LA THÉORIE DE L'APPRENTISSAGE

Malgré sa pertinence, la théorie de l'apprentissage organisationnel présente des limites importantes lorsqu'elle est appliquée à l'adoption de technologies avancées telles que l'IA. En effet, plusieurs auteurs soulignent que l'apprentissage organisationnel suppose l'existence d'un socle minimal de compétences cognitives et techniques permettant aux acteurs d'identifier les erreurs, d'en analyser les causes et d'en tirer des enseignements

pertinents (Argote et Miron-Spektor, 2011; Huber, 1991). Lorsque ce socle est insuffisant, la capacité des organisations à détecter et corriger les erreurs liées aux systèmes d'IA demeure fortement limitée (Davenport et Ronanki, 2018).

De plus, la littérature met en évidence que les technologies fondées sur des algorithmes complexes et des modèles opaques, telles que l'IA, réduisent la transparence des processus décisionnels, ce qui complique davantage l'identification des dysfonctionnements par des acteurs non spécialisés (Burrell, 2016; Rai, 2020). Dans ces conditions, l'apprentissage organisationnel peut rester superficiel, voire inefficace, lorsque les gestionnaires ne disposent pas des compétences nécessaires pour interpréter les résultats produits par les systèmes intelligents (Jarrahi, 2018).

Par ailleurs, l'apprentissage organisationnel repose fortement sur l'existence d'une culture organisationnelle propice à l'expérimentation, au partage des connaissances et à la remise en question des pratiques établies (Garvin et al., 2008; Senge, 1990). En l'absence de telles conditions, notamment dans des organisations peu matures sur le plan numérique, les processus d'apprentissage peuvent être freinés, ce qui limite l'appropriation effective de l'IA (Kane, 2015).

Enfin, plusieurs auteurs soulignent que la théorie de l'apprentissage organisationnel tend à sous-estimer le rôle des acteurs externes, tels que les fournisseurs de solutions technologiques, les consultants ou les partenaires spécialisés, alors que ceux-ci jouent un rôle déterminant dans la détection des erreurs, le transfert de compétences et la sécurisation des systèmes d'IA (Davenport et al., 2020; Vial, 2021). Cette limite justifie l'articulation de cette théorie avec d'autres cadres analytiques, notamment la théorie de l'acceptation des

technologies et la théorie de la diffusion de l'innovation, afin de proposer une analyse plus complète et réaliste du processus d'adoption de l'IA par les gestionnaires.

2.4 SYNTHÈSE ET ANALYSE DU CADRE THÉORIQUE

L'articulation des trois cadres théoriques mobilisés dans ce mémoire permet de structurer de manière cohérente l'analyse empirique de l'adoption de l'IA par les gestionnaires. La théorie de l'acceptation des technologies, développée par (Davis, 1989), constitue le socle explicatif des déterminants individuels de l'adoption, en mettant en évidence le rôle central de l'utilité perçue, de la facilité d'utilisation et des attitudes des gestionnaires face à l'IA. Ces dimensions sont particulièrement pertinentes pour analyser l'intention d'adoption, dans la mesure où plusieurs travaux montrent que les décideurs sont plus enclins à intégrer une technologie lorsqu'ils perçoivent clairement sa valeur ajoutée et sa compatibilité avec leurs pratiques professionnelles (Dwivedi et al., 2021; Venkatesh et al., 2003).

La théorie de la diffusion de l'innovation, telle que formalisée par (Rogers, 2003), complète cette approche individuelle en permettant d'analyser les mécanismes organisationnels par lesquels l'IA se diffuse au sein des entreprises. Elle met en évidence le rôle du contexte organisationnel, des caractéristiques de l'innovation et de l'influence exercée par les gestionnaires dans la dynamique d'adoption collective. Plusieurs études soulignent que la compatibilité de l'innovation avec les pratiques existantes, la possibilité d'expérimentation et la visibilité des résultats constituent des leviers essentiels pour favoriser l'acceptation et

l'appropriation de technologies complexes comme l'IA (Davenport et Ronanki, 2018; Vial, 2021).

Enfin, la théorie de l'apprentissage organisationnel permet d'appréhender l'adoption de l'IA comme un processus évolutif et cumulatif, reposant sur la capacité des organisations à développer progressivement les compétences nécessaires à son appropriation durable (Argyris et Schön, 1997; Fiol et Lyles, 1985). Dans cette perspective, la formation continue, l'apprentissage par l'expérience et les mécanismes de feedback apparaissent comme des facteurs déterminants pour transformer l'intention d'adoption en usages effectifs et pérennes de l'IA (Huber, 1991; March, 1991). Cette approche est particulièrement pertinente dans un contexte marqué par l'incertitude technologique et la complexité des systèmes d'IA, qui exigent des ajustements continus des pratiques de gestion.

Pris dans leur complémentarité, ces trois cadres théoriques permettent de structurer l'analyse empirique autour de niveaux d'analyse interdépendants, allant des perceptions individuelles des gestionnaires aux dynamiques organisationnelles de diffusion, en passant par les capacités d'apprentissage et d'adaptation des organisations. Ce cadre intégré constitue ainsi une base analytique solide pour identifier les conditions critiques influençant l'adoption effective de l'IA par les gestionnaires.

CHAPITRE 3 :

MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Ce chapitre présente la méthodologie de recherche retenue afin de répondre à la question centrale de ce mémoire, portant sur l'adoption de l'IA par les gestionnaires malgré les défis techniques, humains et organisationnels qu'elle soulève. Il s'inscrit directement dans l'objectif général de la recherche, qui vise à identifier les conditions critiques influençant l'appropriation de l'IA dans les pratiques de gestion.

Compte tenu du caractère émergent, complexe et multidimensionnel du phénomène étudié, une approche qualitative de type exploratoire a été privilégiée. Ce choix méthodologique est cohérent avec le cadre théorique mobilisé au chapitre précédent, puisqu'il permet d'analyser en profondeur les perceptions des gestionnaires, les logiques d'action et les processus d'apprentissage organisationnel liés à l'adoption de l'IA.

La collecte des données a été réalisée à l'aide d'entretiens semi-dirigés menés auprès d'un échantillon ciblé de gestionnaires issus de diverses organisations québécoises, notamment au Saguenay, à Québec, à Trois-Rivières, à Rivière-du-Loup et à Montréal. Cette méthode permet de recueillir des données riches et contextualisées, en adéquation avec les objectifs spécifiques de la recherche.

Le traitement des données repose sur une analyse sémantique des discours recueillis, visant à dégager les tendances, les régularités et les points de convergence entre les propos des participants (Garrie et al., 2006). Ce chapitre présente successivement l'approche

méthodologique adoptée, les critères d'échantillonnage, les modalités de collecte et d'analyse des données, ainsi que les considérations éthiques encadrant la recherche.

3.1 POSITONNEMENT ÉPISTÉMOLOGIQUES

Avoir adopté une approche qualitative pour cette recherche s'est avérée pertinent à plusieurs égards. Tout d'abord, l'objectif principal de la recherche est de comprendre les divers obstacles auxquels les gestionnaires font face lorsqu'ils utilisent l'IA de manière récurrente. Ceci est un objectif reposant sur un protocole exploratoire, exigeant des intervalles pour observer en profondeur les opinions, expériences et conceptions des personnes chargées des questions. Pour résumer en une formule cette comparaison avec une démarche quantitative qui a pour but de poser des hypothèses sur un grand échantillon, la méthodologie qualitative donne un aperçu plus complet des causes sous-jacentes et les facteurs qui impactent le processus d'implémentation (Mucchielli, 2015, p. 18).

Ensuite, selon Tisdell et al. (2025), cette approche permet même d'aller chercher un phénomène émergent peu documenté dans la littérature académique, comme l'adoption de l'IA dans un contexte de gestion. C'est une source de données riches et précises qui constitue des avantages comparatifs non négligeables pour les entreprises dans un marché concurrentiel. En effet, elle expose les diverses facettes du problème de l'implémentation de l'IA au sein des organisations (Yin, 2011). C'est aussi une méthode qui permet de trouver des facteurs souvent écartés par les études quantitatives grâce à une analyse par les contextes et les participants.

Et enfin, l'utilisation des entretiens semi-dirigés permet une certaine souplesse dans la collecte des données. Cette démarche ouvre une brèche aux participants afin qu'ils puissent se confier librement et spontanément sur leurs expériences et leurs difficultés rencontrées. Ces points contribuent aussi bien à la pertinence qu'à la profondeur des analyses effectuées.

3.2 TECHNIQUE DE COLLECTE DE DONNÉES

Pour cette recherche, c'est la technique d'entretien semi dirigé qui a été adoptée, c'est-à-dire un guide d'entretien contenant des thèmes centrés sur les problèmes rencontrés dans l'adoption de l'IA dans les pratiques de gestion. Le choix de cette technique est motivé par plusieurs raisons.

Tout d'abord, cette méthode permet d'explorer à fond les perceptions, les expériences et les défis auxquels les gestionnaires sont confrontés dans l'adoption de l'IA dans leurs entreprises, que ce soit sur le plan de l'application ou de la normalisation. Contrairement à ce qui se passe lorsqu'on remplit des questionnaires tout faits, l'entretien semi-dirigé offre une souplesse qui peut mettre au jour des éléments inattendus et nouveaux, fondamentaux pour l'analyse d'un phénomène aussi composite que celui-ci, peu étudié jusqu'à maintenant (Adams, 2015).

Deuxième point, inspirés par les travaux de Kallio et al. (2016), les questions et thèmes relatifs aux entretiens ont été rigoureusement sélectionnés pour correspondre à notre propre question de recherche. On peut souligner :

- La perception des gestionnaires sur l'IA (attentes, craintes, utilité perçue, etc.)
- Les facteurs facilitant ou freinant l'adoption (compétences, culture organisationnelle, soutien managérial, etc.)
- Les incidences de l'IA sur les pratiques et processus décisionnels
- Les stratégies mises en place pour accompagner cette transformation technologique

Enfin, cette approche permet aux participants d'exprimer librement leur point de vue, tout en garantissant une structure d'analyse rigoureuse à travers un cadre thématique prédéfini.



Figure 5 : Processus d'entretien semi-dirigé
Source : Notre Étude

3.3 ÉCHANTILLONNAGE ET PARTICIPANTS

3.3.1 TECHNIQUE D'ÉCHANTILLONNAGE

Une combinaison de techniques d'échantillonnage a été utilisée pour obtenir une sélection minutieuse de participants en entrevue. Tout d'abord, nous avons effectué un échantillonnage aléatoire afin d'identifier des participants expérimentés, accessibles et disposés à apporter leur contribution à notre étude. Cette technique de convenance a eu un impact positif lors des entretiens, car les participants retenus étaient impliqués et ont partagé le maximum d'informations en vue de répondre à notre question de recherche. Ensuite, une méthode d'échantillonnage de boule de neige a été mise en œuvre afin d'élargir progressivement notre échantillon (Naderifar et al., 2017). À cet effet, nous avons eu accès à des profils diversifiés, car les participants initiaux (c'est-à-dire ceux de notre propre réseau et par le biais de Promotion Saguenay) nous ont recommandé d'autres gestionnaires disponibles et susceptibles d'apporter des perspectives pertinentes.

3.3.2 CRITÈRES DE SÉLECTION

Pour garantir la pertinence et la richesse des données collectées, des critères d'inclusion spécifiques ont été établis pour la sélection des participants à cette étude.

- Poste occupé : Les participants devaient occuper des postes de direction ou de supervision au sein de leurs organisations. Il faut intégrer un nouveau critère de sélection pour s'assurer que la perspective stratégique des individus à interviewer soit éclairée, de sorte

qu'un grand nombre d'entre eux soient impliqués dans les processus décisionnels en rapport avec l'adoption de l'IA.

- **Expérience des gestionnaires en matière d'IA :** Tous les gestionnaires choisis avaient déjà travaillé ou travaillaient sur des projets d'adoption de l'IA, si bien qu'ils avaient une expérience directe dans ce domaine. Les participants respectent donc, ici, ces exigences de personnel ayant une bonne connaissance pratique des défis liés à l'intégration d'un programme d'IA dans leurs structures.
- **Un profil diversifié :** Afin d'obtenir une représentation variée des perspectives et d'enrichir l'analyse, on a donné une attention particulière à la diversification des secteurs d'activités. Cette quête de diversité nous a poussés tout d'abord, à impliquer des gestionnaires de divers secteurs d'activité (éducation, technologies, santé, etc.), ce qui nous a permis de comparer les différentes approches et les défis spécifiques à chacune. Ensuite, nous étions ouverts à toutes les tailles d'entreprises, que ce soit une PME ou une grande entreprise, l'essentiel était que le participant soit impliqué dans un projet d'IA. Enfin, l'intégration de personnes occupant des positions à différents niveaux de responsabilité (directeur adjoint, gestionnaires des compétences, etc.) permet de mieux comprendre comment les intervenants, selon leurs rangs et grades, se comportent dans la réalité.

Cette méthode de sélection est conforme aux recommandations en la matière, car elle cherche à acquérir le plus d'informations possible sur l'intégration de l'IA par les gestionnaires et donne aux usagers les bases pour en apprendre un peu plus.

3.4 COLLECTE DES DONNÉES

3.4.1 CONCEPTION DU GUIDE D'ENTRETIEN

Alors que nous nous étions déjà mis au travail, un guide d'entretien semi- dirigé a été rédigé (voir **Annexe 1**). Le guide d'entretien a été peaufiné à la suite de deux entretiens pilotes fructueux réussis, il inclut des critères qui permettent d'estimer comment formuler les questions, indiquer quels sujets sont les plus intéressants à développer, et même d'envisager la durée moyenne de chaque entretien.

Ce guide contenait des questions ouvertes dans l'essai des divers domaines de recherche à savoir, la connaissance publique générale de cette technologie émergente qu'est l'IA, les problèmes communs rencontrés par les gestionnaires dans le processus d'intégration, les motivations et les avantages perçus de son adoption ainsi que les tactiques employées pour surmonter ces obstacles, et surtout les conséquences de IA sur le rôle des gestionnaires.

3.4.2 DÉROULEMENT DES ENTRETIENS

Les entretiens ont été organisés en présentiel ou en ligne, à travers des vidéoconférences sur Zoom, selon les convenances des participants, en garantissant aux participants que la conversation restera anonyme également. Pendant la période de l'entrevue, quinze (15) gestionnaires ont été au départ dénombés et approchés par courriel ou par téléphone ; mais en raison de la contrainte de l'emploi du temps ou de l'intérêt personnel perçu pour ce travail, seulement dix (10) finalement ont accepté de participer contribuer à cette étude. Lors du processus de sélection, les participants retenus, se sont vu expliquer longtemps au début de chaque séance les objectifs de la recherche, l'obligation de

respecter les règlements ainsi que les, considérations éthiques et leur faire savoir qu'ils ont le droit de se retirer à tout moment dans de ce projet. Après obtention de leur consentement éclairé, les entretiens ont une durée moyenne de 45 minutes et ont été enregistrés aux fins d'afin de pouvoir faire une transcription ultérieure et procéder à une analyse. L'enregistrement des entretiens et leur transcription ont permis de recueillir l'intégralité des propos des participants et d'en assurer une restitution précise. Bien que toute transcription puisse comporter un risque mineur d'erreurs d'interprétation, cette méthode a contribué à limiter les omissions et à améliorer la fiabilité des données analysées.

L'analyse matérialiste objective des données a commencé par une familiarisation approfondie avec les transcriptions, suivie de la génération de codes initiaux représentant des aspects remarquables des données. Ces codes ont ensuite été combinés pour produire des thèmes pertinents, qui reflètent des processus significatifs liés à l'objet de recherche. Les thèmes dérivés ont à plusieurs reprises été épurés et révisés afin de ne pas se recouper proprement. Cette disposition analytique a fait que les données étaient bien organisées et fort compréhensibles. Les résultats permettront aux lecteurs de connaître et d'approprier l'expérience totale capitalisée par les participants quant à l'intégration de techniques d'IA dans le fonctionnement de l'entreprise.

Comme toute recherche qualitative fondée sur des entretiens semi-dirigés, cette étude est susceptible d'être affectée par plusieurs biais méthodologiques qu'il convient de discuter afin d'en apprécier la portée analytique des résultats (Maxwell, 2012; Yin, 2011). Un premier biais potentiel concerne le biais de désirabilité sociale, dans la mesure où les gestionnaires

interrogés peuvent être incités à présenter leurs pratiques et leurs perceptions de l'IA sous un jour favorable, notamment dans un contexte où l'innovation technologique est fortement valorisée.

Un second biais réside dans le biais de sélection de l'échantillon, lié au recours à un échantillonnage raisonné, qui privilégie des acteurs disposant déjà d'un intérêt ou d'une exposition minimale aux enjeux de l'IA, ce qui peut limiter la représentativité des points de vue les plus réfractaires ou marginalisés (Guest et al., 2011; Patton, 2014). Par ailleurs, la diversité sectorielle des répondants, bien qu'enrichissante sur le plan analytique, peut également introduire une hétérogénéité des contextes organisationnels susceptible d'influencer la comparabilité des discours recueillis.

L'étude peut également être affectée par un biais d'interprétation du chercheur, inhérent aux démarches qualitatives, dans lesquelles l'analyse repose en partie sur la subjectivité analytique et le cadre conceptuel mobilisé (Braun et Clarke, 2006; Charmaz, 2006). Afin de limiter ce biais, une posture réflexive a été adoptée tout au long du processus d'analyse, combinée à des allers-retours systématiques entre les données empiriques, les codes et les cadres théoriques de référence.

Enfin, le caractère transversal de la collecte des données constitue une limite supplémentaire, dans la mesure où il ne permet pas de saisir l'évolution des perceptions et des pratiques des gestionnaires dans le temps, alors que l'adoption de l'IA s'inscrit dans un processus dynamique et progressif (Pettigrew, 1990; Saunders et al., 2018). Ces biais et limites n'invalident pas les résultats obtenus, mais invitent à une interprétation prudente et

contextualisée des conclusions, tout en ouvrant des perspectives pour des recherches futures mobilisant des approches longitudinales ou mixtes.

3.5 TECHNIQUE D'ANALYSE DES DONNÉES

Les données qualitatives, issues des entretiens, ont été traitées à l'aide d'une approche d'analyse de contenu thématique (Braun et Clarke, 2006). Ce procédé implique le repérage, l'organisation et l'interprétation de thèmes récurrents présents dans les données sous-jacentes de forme orale, et ainsi nous permet d'affiner nos perspectives tout en sélectionnant des modèles plus clairs dans cette étude. La méthode d'analyse thématique des données a permis d'identifier et d'analyser, sous forme de modèle récurrent, les tendances observées dans les données qualitatives.

Cependant, l'analyse thématique a été facilitée par l'utilisation d'un logiciel d'analyse qualitative, tel que Nvivo. Ce logiciel nous a permis de coder, d'organiser et de visualiser efficacement nos données recueillies.

Le processus d'analyse a commencé par la retranscription des enregistrements audio et les notes importantes qui ont été prises lors des entretiens. Les verbatims faisaient maximum 13 pages après rédaction. Ensuite, une lecture approfondie et répétée de ces verbatims a permis de se familiariser avec les données. Grâce à ce logiciel, on a pu alors identifier les premiers codes et perspectives émergentes. Ces codes ont ensuite été regroupés en thèmes plus larges, témoignant de grandes tendances et perspectives différentes exprimées chez les participants.

Par ailleurs, lors de l'analyse des données, un processus itératif d'analyse et de raffinement des thèmes a été mis en œuvre. Cela nous a incités à faire des allers-retours entre les données, les codes et les thèmes émergents. Cette attitude a permis d'assurer la cohérence et la pertinence des thèmes identifiés, tout en veillant à ce qu'ils soient étayés par des extraits de données probantes. En effet, lorsque nous avons parcouru les données, nous avons constaté que certaines informations beaucoup moins attendues ont été soulevées pendant les entretiens. Ces éléments alors devaient être reconnus, même s'ils n'étaient pas vraiment en rapport direct avec notre question de recherche. Néanmoins, ils apportaient de nouveaux éclairages sur les orientations sur les défis et les enjeux liés à l'adoption de l'IA par les gestionnaires.

Afin de renforcer la rigueur méthodologique de l'analyse qualitative, plusieurs mécanismes de validation du codage ont été mobilisés, conformément aux recommandations de la littérature en analyse thématique. Dans un premier temps, le processus de codage a été conduit de manière itérative, avec des allers-retours systématiques entre les données brutes, les codes initiaux et les thèmes émergents, afin de garantir une cohérence interne et une fidélité au discours des participants.

Par ailleurs, une relecture réflexive du codage a été effectuée à plusieurs étapes de l'analyse, permettant d'identifier les éventuelles incohérences, redondances ou surinterprétations, et de procéder aux ajustements nécessaires. Cette démarche s'inscrit dans une logique de validation par auto-contrôle analytique, largement reconnue dans les recherches qualitatives exploratoires (Yin, 2011).

La saturation thématique a également été prise en compte comme critère de validation, les entretiens successifs n'ayant plus fait émerger de nouvelles catégories analytiques significatives, ce qui indique une stabilité des thèmes identifiés (Guest et al., 2011; Saunders et al., 2018). Enfin, l'utilisation du logiciel NVivo a contribué à renforcer la traçabilité et la transparence du processus de codage, en permettant de relier systématiquement les thèmes aux verbatims correspondants et d'assurer une organisation rigoureuse des données analysées (Brandão, 2015).

3.6. CONSIDÉRATIONS ÉTHIQUES

L'implication et l'intervention de personnes physiques dans notre étude ont fait qu'il était nécessaire d'obtenir un certificat éthique d'un comité de recherche afin de respecter les principes éthiques fondamentaux et de protéger les participants. C'est dans ce sens que nous avons suivi au préalable une formation avant de soumettre notre projet au comité d'éthique de l'UQAC. Le comité d'éthique de la recherche à l'Université du Québec à Chicoutimi (CERUQAC) a examiné et approuvé le projet avant le recrutement et la collecte de données.

Toutes les personnes interrogées ont été informées des objectifs de l'étude, de leur droit de retrait des consentements à tout moment sans devoir invoqué de raison et qu'il est entièrement facultatif de participer à notre étude. De plus, avant les entretiens, un formulaire de consentement explicite (FIC) a été lu et signé par chaque participant pour assurer la confidentialité, l'anonymat et la conservation des matériels collectés. Ainsi, dans le traitement et l'analyse des données, toutes les informations qui peuvent mener à l'identification des individus ou de leur organisme ont été effacées ou codifiées de sorte à garantir la

confidentialité des échanges. Les enregistrements audios et les transcriptions bénéficient de la sécurité nécessaire, en accord avec la régulation en vigueur. Ces derniers seront détruits après l'achèvement du projet.

CHAPITRE 4 :

ANALYSE ET PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

4.1 PROFILS DES PARTICIPANTS (ES)

Nous avons mobilisé dix (10) participants occupant des postes de direction et de gestion au sein leurs organisations évoluant dans la province Québec dont deux (2) sont basés à Rivière-du-Loup, quatre (4) à Chicoutimi, un (1) à Trois Rivières, deux (2) dans Québec, un (1) à Montréal. Les secteurs représentés incluent le manufacturier, la technologie, la vente au détail, les services financiers, la santé, le transport et la logistique, les services professionnels, l'éducation et la télécommunication. Les gestionnaires sont au cœur des transformations inhérentes à l'implémentation de l'IA au sein des organisations. Ces derniers agissent comme moteurs de la transformation IA dans le sens où ces derniers doivent combler l'écart entre la vision stratégique de la direction et la mise en œuvre concrète de cette nouvelle technologie (IA) sur le terrain. Ils peuvent également jouer un rôle capital dans l'accompagnement du changement, l'adaptabilité et la collaboration des équipes, et surtout la prise en compte des enjeux éthique et efficace de l'IA dans les pratiques organisationnelles. De plus l'intégration de l'IA au sein des organisations transforme profondément le rôle des gestionnaires. L'adoption de l'IA, ayant redéfini plusieurs fonctions dans le contexte organisationnel, nous a amenés à recueillir des informations auprès des gestionnaires impliqués dans un projet d'IA.

Selon les données de Statistique (Canada, 2025), au deuxième trimestre de 2025, 12,2 % des entreprises canadiennes ont déclaré avoir utilisé l'IA pour produire des biens ou fournir des services au cours des 12 mois précédant l'enquête, ce qui représente une augmentation par rapport aux 6,1 % enregistrés au deuxième trimestre de 2024. Cette étude démontre que l'IA devient de plus en plus omniprésente dans nos PME et grande entreprise. La majeure partie de nos participants évoluent dans des petites et moyennes entreprises et ont une expérience solide dans leurs fonctions. Les gestionnaires retenus ont une expérience directe ou indirecte avec des projets d'adoption de l'IA, que ce soit en cours ou récemment achevés. Les fonctions occupées allant de gestionnaire des compétences, chef de produit, chargée marketing, conseiller en innovation, adjoint directeur, responsable opérations, propriétaire-dirigeant, gestionnaire des compétences à charge numérique. Partant du postulat que notre étude porte sur les gestionnaires, nous étions dans l'obligation de choisir une variété de gestionnaires dans le dessein de recueillir des perspectives variées sur l'adoption de l'IA et les défis rencontrés dans différents secteurs et contextes organisationnels. Cette sélection s'est fait grâce à la méthode boule de neige qui nous a permis de sélectionnés des participants diversifiés. Le tableau ci-dessous présente les caractéristiques des participants sélectionnés pour les entretiens :

Tableau 3 : Caractéristiques des participants

Participant	Secteur d'activité	Taille de l'organisation	Fonction	Expérience en gestion (années)
P1	Manufacturier	PME	Gestionnaire des compétences	12
P2	Technologie	PME	Chef de produit	5
P3	Vente au détail	PME	Chargé marketing	4.5
P4	Services financiers	Grande entreprise	Gestionnaire financier	10
P5	Santé	PME	Directrice	7
P6	Transport/Logistique	Grande entreprise	Responsable Opérations	9
P7	Services professionnels	PME	Propriétaire-dirigeant	6
P8	Éducation	PME	Directeur adjoint	5
P9	Manufacturier de pointe	PME	Conseiller innovation	20
P10	Télécommunication	PME	Chargé numérique	7

Source : Notre Étude

4.2 IMPLICATIONS DE L'IA DANS LE RÔLE DU GESTIONNAIRE

L'analyse de notre étude a consisté tout d'abord à identifier les effets perçus de l'IA lors de son adoption par les gestionnaires. Comme nous pouvons le constater, l'intégration des IA exhibe d'importantes transformations dans les processus existants. Ce qui change radicalement les pratiques professionnelles de travail des gestionnaires notamment sur les responsabilités, les processus décisionnels et les compétences requises (Wilson et Daugherty, 2018, p. 116). C'est dans ce sens que nous avons identifié l'impérieuse nécessité d'aborder en premier lieu les différentes perceptions émergentes de l'IA dans le but d'explorer la manière dont elle est appréhendée par les gestionnaires et d'analyser les enjeux que cela soulève sur le rôle de ces derniers. Comme le soulignent Deschênes et al. (2024), «

comprendre comment les gestionnaires perçoivent l'IA permet d'identifier les leviers et les freins à son intégration dans les pratiques organisationnelles ».

L'IA est perçue comme un levier à la fois stratégique et opérationnel par une majorité de gestionnaires. En effet, le participant 1 déclare que *« La principale motivation pour intégrer cette technologie dans notre entreprise était d'améliorer notre efficacité au quotidien. Nous avons rapidement compris que, pour rester compétitifs, il était essentiel d'adopter des solutions technologiques avancées. Cela nous permettrait non seulement de rationaliser nos processus internes, mais aussi de réagir plus rapidement aux demandes du marché. En faisant cela, nous serions mieux préparés pour faire face à la concurrence et maintenir notre position sur le marché »*.

La plupart des dirigeants le considèrent comme un outil incontournable pour accroître la performance organisationnelle. Dans une ère en perpétuelle mutation et complexe, la concurrence est de plus en plus accrue. C'est en phase avec ses réalités que l'intégration de l'IA constitue un avantage comparatif pour les entreprises de secteur divers. Dans le secteur de la santé, le participant 5 nous confie que *« L'IA peut apporter une aide précieuse dans plusieurs domaines. Par exemple, elle peut améliorer le suivi des patients en rendant la gestion des données plus rapide et précise. Elle peut aussi automatiser certaines tâches administratives comme la prise de rendez-vous ou la gestion des dossiers. Cela permet de libérer du temps pour les équipes médicales. En réduisant leur charge de travail, elles peuvent se concentrer davantage sur les soins aux patients. L'IA peut ainsi améliorer à la fois l'efficacité et la qualité des services »*.

Certains témoignages mettent en avant la capacité de l'IA à rationaliser les décisions et à optimiser l'exploitation des données. Dans le secteur financier, le participant 4 reconnaît lui, que « *L'IA permet de rationaliser les décisions en les rendant plus précises. Elle aide aussi à exploiter nos données d'une manière nouvelle. Cela ouvre de nouvelles perspectives pour mieux comprendre nos opérations et prendre des décisions plus éclairées* ».

En effet, ce secteur est victime de biais décisionnels dus à une asymétrie d'information souvent résultant du traitement de données qui dure en longueur et de son interprétation. La technologie IA permet aux gestionnaires dans ce sens de réduire toute subjectivité dans le traitement et l'interprétation des flux ainsi qu'un gain de temps considérable dans l'exécution. Le participant 6 dira en ce sens que « *L'IA devient un outil essentiel de gestion. De nos jours, si vous l'ignorez, vous risquez d'être rapidement dépassé par certains concurrents. Cela devient de plus en plus évident dans divers secteurs. L'IA permet d'optimiser les flux de travail, ce qui rend les processus plus fluides et plus efficaces. Elle aide également à prévoir la surcharge des activités, permettant ainsi une meilleure planification. En plus, elle simplifie des tâches qui prenaient autrefois beaucoup de temps et d'efforts. Aujourd'hui, l'IA n'est plus un luxe, mais une nécessité pour rester compétitif et à jour dans un environnement en constante évolution* ».

Cette vision nous rappelle la Théorie de la Diffusion des Innovations de Rogers (2003), qui postule que l'adoption d'une technologie est conditionnée par la perception de son avantage relatif. Nous en avons brièvement parlé plus haut, l'environnement concurrentiel est de plus en plus dynamique. Face à ce constat, nombreuses sont les entreprises qui mettent à la disposition des gestionnaires de nouvelles technologies dont la

proposition de valeur contribue à l'amélioration positive de leurs activités dans la chaîne de valeur. Le participant 9 évoluant dans le domaine de la manufacture nous confie *« Avant, je passais beaucoup de temps à vérifier les chiffres, ce qui ralentissait mon travail. Maintenant, grâce à l'IA, je ne perds plus de temps dans cette tâche répétitive. Je peux me concentrer sur l'analyse approfondie des scénarios que l'IA a générés. Cette évolution m'a permis de mieux comprendre les enjeux et de prendre des décisions plus éclairées »*. Participant 2 déclare également que *« Grâce à l'IA, nous avons pu personnaliser nos produits d'une manière plus détaillée. Cette technologie nous a permis d'aller au-delà des attentes standard. Nous pouvons désormais adapter nos produits en fonction des besoins spécifiques de chaque client. Cela nous a permis de répondre plus efficacement à leurs demandes. En personnalisant ainsi nos offres, nous avons renforcé la satisfaction client. De plus, cela a amélioré notre compétitivité sur le marché. Nous avons ainsi pu offrir une expérience unique à nos clients, ce qui nous a permis de nous démarquer »*. D'après ces deux participants, nous pouvons en déduire l'apport positif considérable de l'IA sur l'exécution des tâches stratégiques et opérationnelles des gestionnaires.

Parallèlement, l'IA est perçue comme une menace pour l'emploi et l'autonomie décisionnelle par les gestionnaires. Ces derniers expriment des inquiétudes quant à la réduction des effectifs du personnel et la perte de contrôle dans le processus décisionnel. En effet, avec l'adoption de cette technologie au sein d'une entreprise, plusieurs tâches peuvent être exécutées de manière plus efficace et efficiente comparée au personnel existant. À cela s'ajoute la forte proposition de valeur qu'offre l'IA dans la mise à disposition d'outils d'aide à la prise de décision pour les gestionnaires. Les perceptions des gestionnaires révèlent

également des craintes concernant une disruption organisationnelle, car d'après le participant 1 « *L'automatisation des tâches crée un flou quant à la place du manager dans l'organisation future. Avec l'IA prenant en charge de nombreuses tâches, il devient difficile de savoir exactement quel rôle les managers joueront. Leur fonction pourrait bien évoluer, et il est essentiel de redéfinir leurs responsabilités dans ce nouveau contexte* ». Allant dans le même sens, le participant 7 nous met en garde en nous faisant savoir que « *... tout n'est pas simple. J'ai vu à quel point un algorithme mal entraîné peut introduire des discriminations involontaires. Ce genre de dérive peut nuire à la réputation de l'entreprise et créer de la méfiance, surtout si on ne prend pas le temps de bien valider les outils avant de les déployer* ». Selon Slovic et al. (2016), « l'incertitude sur les conséquences d'une technologie affecte son acceptation », le participant 8 appuie cette assertion en disant que « *l'IA suscite à la fois beaucoup d'intérêt et de prudence, faut pas qu'on y aille trop vite.* »

« *Les algorithmes d'IA sont encore difficiles à utiliser sans une formation approfondie. Leur potentiel est pourtant évident, notamment pour personnaliser l'apprentissage. L'IA peut aussi alléger certaines tâches administratives. Toutefois, pour en profiter pleinement, une formation est essentielle, mais il ne faut pas sous-estimer la marche à franchir pour que chacun puisse s'en servir efficacement* ». Ces propos du participant 8 sont assujettis à un débat concernant le doute que les uns et les autres ont sur l'intégration de cette technologie au sein de leurs organisations respectives. Cependant, les causes de débats varient en fonction des entreprises, de leur taille et des tâches. Par ailleurs, le dénominateur commun demeure la nécessité d'une formation continue inclusive afin d'assurer l'adoption et la pérennisation de l'utilisation au sein des organisations. En outre, une approche plus

nuancée émerge au sein des participants qui considèrent l'IA comme un outil complémentaire et non substitutif. Pour ces gestionnaires, l'IA doit être intégrée en soutien aux processus humains. Bien que l'entreprise ait une personnalité juridique, son fonctionnement reste indissociable du facteur humain.

Dans ce sens, l'IA ne peut, et d'ailleurs n'a pas pour vocation selon certains, à remplacer la fonction intrinsèque de l'humain au sein d'une entreprise. Toujours pour certains, la proposition de valeur de cette technologie réside dans sa capacité à enrichir et transformer la nature du rôle de l'humain dans ces entités. Le participant 3 le confirme en disant que « *L'IA ne remplacera pas le manager, mais elle redéfinit son rôle. Le manager se concentrera davantage sur l'analyse et moins sur l'exécution des tâches. Cette évolution permet de libérer du temps pour des activités stratégiques et décisionnelles, tout en laissant à l'IA les tâches répétitives et opérationnelles* ».

Nous retrouvons également ces propos de manière explicite avec le participant 7 qui avance que « *L'IA ne doit pas remplacer l'homme, mais bien aider l'humain à mieux travailler. Elle doit être un outil qui permet de rendre les tâches plus efficaces et moins chronophages, en prenant en charge les tâches répétitives. Cela permet aux employés de se concentrer sur des aspects plus stratégiques de leur travail, tout en utilisant l'IA pour améliorer leur productivité et la qualité de leur travail* ».

Ce positionnement confirme une forme de confiance dans la capacité humaine à s'adapter et à tirer parti des innovations technologiques. Les gestionnaires qui partagent cette perspective, insistent souvent sur l'importance de la complémentarité entre l'humain et la technologie lors de l'adoption de l'IA au sein des organisations. Il est important de souligner

d'une part que l'IA peut contribuer à optimiser le travail et découler sur des résultats probants pour le compte des gestionnaires qui en font usage, mais pourrait complètement désagréger la créativité et l'investissement humain des collaborateurs en les menant, au pire, vers le culte de la facilité. Le participant 1 dira en ce sens : « *À mon avis, l'IA est un bel outil de performance. Elle permet d'optimiser de nombreux processus et d'améliorer l'efficacité. Cependant, j'ai bien peur qu'elle entraîne une culture de facilité au sein de nos entreprises. Si elle est mal utilisée, elle pourrait réduire l'engagement et la créativité des employés, qui risquent de s'appuyer excessivement sur la technologie plutôt que de faire appel à leurs compétences et à leur réflexion personnelle* ». D'autre part, l'adoption de l'IA dans les entreprises ne le rend pas complètement malléable et adapté pour tous. Elle suppose un minimum de compétences pour se l'approprier et l'intégrer dans les habitudes quotidiennes des gestionnaires comme le soutient sans ambages le participant 6 : « *Dans notre entreprise, on a décidé d'aller progressivement. Nous avons lancé un programme de certification IA pour nos employés afin de leur donner les bases nécessaires et de les rassurer sur l'utilisation de ces nouveaux outils. On a constaté que la formation était vraiment essentielle. Sans accompagnement, beaucoup se sentent perdus. La technologie peut être intimidante pour ceux qui ne sont pas formés. Cela peut créer des obstacles à son adoption. Une bonne formation permet de surmonter ces difficultés et de faciliter l'intégration de l'IA* », dans le même sillage, le Participant 7 ajoute qu' « *Elle exige que les gestionnaires développent des compétences techniques pour comprendre les outils. Ils doivent aussi renforcer leurs compétences humaines pour mieux gérer les équipes. Enfin, des compétences stratégiques sont nécessaires pour aligner l'IA avec les objectifs de l'entreprise. Cela permet de tirer*

pleinement parti de son potentiel. Toutefois, il est important d'éviter une adoption précipitée ou mal encadrée, qui pourrait entraîner des erreurs ou une mauvaise utilisation de la technologie ». Ces deux assertions montrent clairement la nécessité de la mise en place d'une bonne politique de renforcement de capacités des usagers de l'IA au sein des entreprises modernes. En effet, cette politique de formation permettrait à ceux qui viennent de découvrir ce nouvel outil de se l'approprier aisément. Ainsi, la perception de l'usage de l'IA réside dans l'opposition entre le fait qu'elle contribue à une grande innovation technologique, mais qu'elle peut enclencher en même temps une certaine perte de contrôle managérial : *« Je gagne certes du temps, mais cela me fait réfléchir sur la véritable portée de mes décisions. Bien que l'IA m'aide, je me demande si je suis toujours celui qui prend les décisions »* (Participant 4). Cela soulève des questions sur le rôle de l'humain face à la technologie ». En sus, il est constaté que les craintes sur la capacité de l'IA à déshumaniser les relations au sein d'une entreprise sont de plus en plus récurrentes. Selon le Participant 4 *« Notre unique interlocuteur peut devenir les chiffres, et non les individus. Cependant, il ne faut pas oublier que l'homme est un être sociable. J'ai peur que l'IA finisse par isoler le travail en équipe. Cela pourrait réduire les interactions humaines essentielles à la collaboration »*. Ce constat ressemble à un cri de détresse, mais par en porte à faux avec celui du participant 6 *« L'IA me permet de consacrer plus de temps à mon équipe. Elle m'aide à me concentrer sur l'accroissement des compétences des collaborateurs. Cela libère du temps pour un investissement personnel plus important »*.

La dimension de l'éthique et de la responsabilité est largement revenue au cours de nos entretiens avec des gestionnaires qui semblent incertains sur la responsabilité des décisions

assistées par IA : « *La première des choses, s'est de rester vigilants sur la transparence des algorithmes et la protection des données clients* », il poursuit en affirmant que « *Comprendre pourquoi une IA prend une décision est une question d'éthique et de responsabilité. Cela est particulièrement important dans la vente au détail, où la confiance du client est essentielle. Il faut garantir que les décisions prises par l'IA soient transparentes et justifiées* » (Participant 3). Il ressort de la position de deux de nos participants qu'il y a une sorte de recomposition du rôle du gestionnaire qui quitte son rôle de « superviseur » pour celui de « facilitateur stratégique ». En effet, L'IA est un outil complémentaire et technique qui permet à un gestionnaire de mieux réussir à atteindre ses obligations de résultats dans une perspective, responsable, inclusive et transparente. D'après deux récits de nos participants, un point crucial émerge. Il s'agit de l'importance croissante de la gouvernance éthique, c'est-à-dire la capacité à utiliser les technologies tout en préservant la dimension humaine et responsable.

4.3 DÉFIS RENCONTRÉS DANS L'ADOPTION DE L'IA

Selon Simard (2022, p. 6), les barrières à l'adoption de l'IA s'articulent autour de trois grandes catégories à savoir, technologiques, organisationnelles et humaines. Chacune présente des défis spécifiques à surmonter pour réussir l'intégration de cette technologie. Nous allons aborder sur cette deuxième partie de notre analyse ces différents freins évoqués par les répondants lors des entretiens.

- **Freins technologiques**

D'après une étude de Chatterjee et al. (2020) menée auprès d'employés d'entreprises indiennes, les auteurs révèlent que l'adoption d'un CRM (*Customer Relationship Management*) avec l'IA dépend de facteurs techniques.

Pour souligner la quintessence de ce facteur, le participant 10 affirme que « *La réussite de l'IA dépendra autant de la technologie que des gestionnaires. Ils devront savoir faire le lien entre innovation et réalité humaine. Cette capacité à allier technologie et besoins humains est essentielle pour une adoption réussie* ». Cependant, les difficultés techniques peuvent constituer des freins majeurs à l'acceptation de l'IA par les gestionnaires et toutes parties prenantes. Différents participants issus de secteurs diversifiés ont évoqué les freins techniques lors de l'adoption de l'IA dans leurs organisations. Comme le souligne le participant 9 « *Je vois un seul principal obstacle, c'est clairement l'inadéquation entre nos ambitions et nos moyens techniques. On a beau être convaincus du potentiel de l'IA, mais notre infrastructure n'est pas adaptée pour des déploiements à grande échelle* » et le participant 8 nous confie que « *Beaucoup de collègues reconnaissent l'intérêt de l'IA pour améliorer nos processus et augmenter notre efficacité. Cependant, ils se sentent perdus et ne savent pas par où commencer. Le manque de formation et d'accompagnement les empêche de faire le premier pas. Ce manque de direction claire freine souvent l'adoption et l'utilisation de cette technologie au sein de l'équipe* ». À partir de ces ressentis, on remarque l'absence de format commun et de normes uniformes pour l'utilisation de l'IA. L'intégration de cette nouvelle technologie aux systèmes hérités cause également une désorganisation. Si

les données sont dispersées, peu harmonisées, et cela peut freiner l'analyse et la prise de décision à l'échelle de l'organisation, « *Les fuites de données sont une menace majeure pour l'IA. Nous manipulons d'énormes volumes d'informations sensibles. Une simple faille peut avoir de graves conséquences. Cela affecte la réputation de l'entreprise et sa conformité aux réglementations. Il est essentiel de mettre en place des mesures de sécurité strictes* ». (Participant 4). Toutefois, l'intégration de cette technologie pose avec acuité la question de l'interopérabilité avec les systèmes existants qui est à tout point de vue comme une difficulté immense. En d'autres termes, il est particulièrement difficile de faire en sorte que les nouveaux algorithmes puissent fusionner efficacement avec ceux des systèmes existants. Un propriétaire-dirigeant témoigne en ce sens « *Nous ne savons pas où intégrer l'IA dans notre stratégie globale. Cela génère de l'hésitation parmi les équipes. L'absence de clarté sur son rôle exact empêche une adoption fluide. Il manque une vision précise de la manière dont l'IA peut soutenir nos objectifs à long terme* ».

En effet, les modèles très complexes comme l'apprentissage profond « *deep learning* » sont souvent qualifiés de boîtes noires c'est-à-dire qu'il est très difficile de comprendre ou d'expliquer précisément comment les IA prennent leurs décisions ou produisent leurs résultats. C'est le cas du participant 4 qui explique « *Comment le modèle en est-il arrivé à cette prédiction ? Cette question suscite des inquiétudes, surtout lors de la présentation des résultats à un client. En tant que professionnel, il est difficile de défendre une recommandation provenant d'un système dont le raisonnement est opaque. Le client attend des explications claires et une justification des choix.* » Cette absence de transparence peut

nuire à la confiance envers l'IA et freiner son adoption, notamment dans les secteurs où la traçabilité et la responsabilité sont cruciales.

- **Freins organisationnels**

Sous un autre angle, les freins organisationnels se distinguent également lors de l'adoption de l'IA dans les organisations. D'après la littérature, cette transition pousse souvent les gestionnaires à repenser aux processus internes de leurs administrations respectives. Selon la théorie de structuration de Giddens (1984), l'adoption de nouvelles technologies exige avant son succès des modifications structurelles ainsi que tout l'appui aux institutions. Ces derniers, qui ne s'adonnent pas à cet exercice, ont souvent tendance à voir leur projet d'adoption échouée. Il convient de souligner que l'impact de ce manque de vision stratégique et d'objectifs clairs a été évoqué lors des entretiens.

Le gestionnaire des compétences nous déclare « *La vision stratégique est essentielle pour adapter l'IA à la gestion des tâches de l'entreprise. Sans une direction claire, l'intégration de l'IA échouera. Si la direction tarde à définir les objectifs de cette transition et à les communiquer clairement aux parties prenantes, cela créera de la confusion. De plus, si la direction ne montre pas l'exemple en adoptant l'IA, il sera difficile de convaincre les autres de l'importance de cette démarche* ». Dans cette même perspective, le participant 9 rajoute que « *Sans une vision claire, une infrastructure adaptée et un accompagnement humain, l'IA risque d'accentuer les tensions et les hésitations. Si je devais donner des conseils à des gestionnaires débutant dans l'adoption de l'IA, je commencerais par leur dire de ne pas vouloir tout changer d'un coup. Il est préférable de commencer par des projets pilotes ciblés.*

Cela permet de démontrer progressivement la valeur de l'IA et d'obtenir des résultats concrets avant de généraliser son utilisation ».

En dépit de tous ces témoignages, nous pouvons en déduire que l'absence de support exécutif et de management bien défini obstrue à l'adoption réussie des IA. Toutefois, les auteurs comme Bughin et al. (2017) montrent que « les entreprises où les initiatives d'IA sont cloisonnées par fonction ou département tendent à obtenir des résultats moins probants ». Ainsi, il revient aux entreprises d'intégrer une collaboration interdisciplinaire. Cela implique de recenser toutes les institutions pour soutenir ces changements et permettre aux acteurs de s'approprier la technologie dans leurs pratiques quotidiennes. Cette nécessité de complémentarité de la part des organisations invite le participant 10 : *« Pour que l'intégration de l'IA soit réussie, il est impératif que chaque organisation travaille en synergie avec d'autres acteurs clés. Cela permet de créer un environnement propice à l'adoption de la technologie et d'assurer que toutes les parties prenantes soient sur la même longueur d'onde pour maximiser les bénéfices de cette transformation ».*

En outre, les organisations en phase de transition sont souvent confrontées à des problèmes réglementaire et sécuritaire. Cela implique qu'elles doivent non seulement respecter des exigences juridiques strictes, mais aussi assurer la protection des droits et des données des individus. *« Avec toutes les exigences du RGPD et des nouvelles lois , il faut être très rigoureux. Pour une PME, ce n'est pas du tout évident, car ça demande du temps, des ressources et parfois des compétences qu'on n'a pas toujours en interne »* (Participant 5). Comme le rappellent Martin et Murphy (2017), cette tension peut freiner la mise en œuvre

de projets innovants, notamment lorsque les exigences de conformité prennent le pas sur l'agilité et l'expérimentation nécessaires à l'innovation. Dans ce contexte, les gestionnaires sont contraints de trouver un équilibre entre la recherche d'innovation technologique et le respect des cadres réglementaires et organisationnels en place. Cette double exigence reflète la complexité de leur rôle dans l'adoption de l'IA, où ils doivent à la fois impulser le changement et maîtriser les risques liés aux contraintes techniques, humaines et institutionnelles.

Toutefois, nous pouvons relever la pénurie de profils qualifiés, car le participant témoigne une carence de compétence dans son entreprise, « [...] *Au-delà de l'aspect financier, il ne faut pas négliger la question des compétences. Nous avons les moyens nécessaires, mais pas toujours la main-d'œuvre la plus qualifiée pour les mettre en œuvre. Bien que nous ayons de nombreux data scientists, il n'est pas évident qu'ils comprennent facilement nos métiers. La compréhension des spécificités de notre secteur est essentielle pour exploiter pleinement le potentiel de l'IA* » (Participant 2). La méconnaissance des enjeux métier par les gestionnaires peut freiner l'adoption de l'IA, car elle limite leur capacité à évaluer la pertinence des solutions proposées. Ce manque de compréhension crée un obstacle d'ordre épistémologique, en empêchant l'articulation entre les logiques techniques et les réalités organisationnelles.

- **Freins humains**

Selon Fountaine et al. (2019), « les freins majeurs à l'adoption de l'IA sont d'ordre culturel, notamment la méfiance des employés et la peur de perdre leur emploi ». Même si

l'IA offre de nombreux avantages aux gestionnaires et aux entreprises, elle soulève aussi des résistances humaines.

Ces freins constituent une barrière à l'acceptation de la technologie. Ils génèrent un sentiment de crainte lié à la performance de l'IA. Comme l'explique le participant 1 : *« On insiste sur le fait que l'IA ne doit pas remplacer l'homme, mais l'accompagner. Ce message est régulièrement répété pour rassurer les employés. Nous voulons leur montrer que l'IA est là pour les aider à être plus efficaces, pas pour les remplacer. Beaucoup d'utilisateurs se posent des questions sur leur rôle avec l'arrivée de cette technologie. Ils craignent que leurs compétences ne soient plus nécessaires. Il est essentiel de les encourager à adopter l'IA en leur expliquant qu'elle complète leurs efforts, sans diminuer leur contribution »*. Ainsi, un manque de transparence peut renforcer la défiance et alimenter les résistances au changement. *« Pour moi, il est essentiel de pouvoir expliquer les décisions prises par l'IA. Si je ne peux pas justifier ces décisions, il devient difficile de les défendre auprès de mon équipe. L'absence de transparence nuit à la confiance, et il est important de comprendre comment l'IA arrive à ses conclusions pour pouvoir les communiquer clairement »* déclare le participant 9. Certaines entreprises s'appuient sur le « droit à l'explication » pour encadrer les décisions algorithmiques. Ce principe renforce la transparence. Mais il oblige à simplifier les modèles utilisés. Les équipes doivent parfois renoncer à des algorithmes complexes. Cela limite la performance au profit de l'interprétabilité. Le projet devient plus orienté vers la conformité que vers l'innovation. Le participant 6 évoque une forme de frustration face aux algorithmes. Selon lui, *« on craint que ça reproduise des biais »*. Cette inquiétude vient du manque de clarté sur le fonctionnement de l'IA. Elle est aussi liée à la qualité des données

utilisées. Un faible niveau de diversité dans les données peut produire des résultats biaisés. Cela crée des risques de discrimination au sein des organisations. Ces dérives alimentent la méfiance et freinent l'adhésion des utilisateurs (Ouiulianti, 2025).

Cette exigence de transparence transforme donc la façon de concevoir les projets. Elle soulève aussi des zones d'ombre sur le plan de la responsabilité. Comme le souligne le participant 4 : « *Si le modèle se trompe et prend une décision en matière de ressources humaines, qui porte la responsabilité ? Est-ce l'IA, moi en tant qu'utilisateur, ou l'entreprise ?* ». Cette remarque du participant souligne un flou persistant sur la responsabilité. En cas d'erreur, la répartition des rôles reste incertaine. Le gestionnaire, l'entreprise ou le concepteur peuvent être impliqués. Sur le plan moral, cette ambiguïté crée un malaise. Sur le plan juridique, les cadres restent encore flous. Cette incertitude freine l'adoption de l'IA dans les décisions sensibles.

4.4 LES STRATÉGIES D'ADOPTION DE L'IA

L'adoption de l'IA dans les organisations ne relève pas d'un simple processus technologique. Elle mobilise une série de dynamiques humaines, structurelles et stratégiques qui façonnent la manière dont cette innovation s'intègre ou échoue à s'inscrire durablement dans les pratiques. Les retours des gestionnaires interrogés révèlent une convergence sur plusieurs leviers fondamentaux ayant facilité, dans leurs contextes respectifs, l'appropriation de l'IA. Ces leviers peuvent être regroupés en quatre grandes catégories : le leadership et la vision stratégique, l'approche progressive et l'expérimentation terrain, la formation continue et

l'accompagnement au changement, et la collaboration interfonctionnelle et la gouvernance éthique.

Leadership engagé et vision stratégique partagée

Le premier facteur largement mentionné est l'implication forte de la direction. Plusieurs répondants soulignent que l'engagement du sommet hiérarchique agit comme un catalyseur fondamental du processus d'adoption. Comme l'illustre le Participant 1 : « *L'impulsion doit venir du sommet, avec des objectifs clairs et précis. Une gouvernance adaptée est essentielle pour guider le projet. Quand l'administration prend en charge l'initiative et qu'une vision stratégique est clairement définie, cela fait toute la différence. Cela permet de garantir l'engagement des équipes et une meilleure coordination pour réussir l'intégration de l'IA* ». Cet engagement permet de transformer un projet technologique en véritable projet organisationnel. Selon Westerman et al. (2011), le leadership digital se manifeste par une capacité à donner du sens au changement, mobiliser les acteurs, et allouer les ressources nécessaires. Le Participant 2 confirme cette posture : « *La direction a été essentielle pour débloquer le budget et motiver les équipes.* » Un leadership visible, exemplaire, et cohérent crée un climat de confiance propice à l'expérimentation et à la mobilisation collective. En somme, la gouvernance du changement autour de l'IA doit s'inscrire dans une vision stratégique claire, partagée à tous les niveaux de l'organisation.

Démarche progressive et expérimentation terrain

La deuxième stratégie récurrente repose sur une logique d'implémentation graduelle. À l'opposé des transformations brutales ou centralisées, les gestionnaires ont opté pour des démarches incrémentales, ancrées dans les réalités opérationnelles. « *Plutôt que de lancer de*

grands chantiers, on a choisi de démarrer avec des projets très concrets. ce côté "petits pas" a rassuré les équipes » (Participant 4). Cette stratégie permet non seulement de réduire les résistances, mais aussi de capitaliser sur de premiers succès visibles pour renforcer l'adhésion. Cette approche rejoint les recommandations de Kotter (2007) sur la gestion du changement, qui souligne l'importance de générer des « *quick wins* » pour entretenir la dynamique de transformation. De plus, en impliquant les collaborateurs dans des ateliers pratiques et des phases de test, les organisations favorisent un processus d'apprentissage collectif. « *Nous avons organisé des ateliers où chaque participant a pu manipuler les solutions d'IA. Chacun a ainsi eu l'opportunité de tester les outils et de donner son retour. Cela a permis de recueillir des avis divers et d'ajuster les solutions en fonction des besoins réels* », précise encore le Participant 9.

Formation continue et accompagnement ciblé

L'un des enseignements majeurs de cette étude réside dans le consensus autour de la nécessité d'un accompagnement pédagogique structuré. L'appropriation de l'IA ne peut se faire sans un minimum de littératie numérique et de compréhension des enjeux technologiques. Le Participant 2 témoigne : « *Nous avons mis en place un programme de formation complet pour tous les employés. Cette initiative a permis de réduire les peurs liées à la technologie et de favoriser son adoption. Les employés ont ainsi pu comprendre les principes de base de l'IA et apprendre à l'utiliser au quotidien. Cela leur a donné les outils nécessaires pour intégrer l'IA dans leurs tâches et améliorer leur efficacité* ». Ce besoin de formation dépasse la simple maîtrise technique. Il s'agit aussi de développer une acculturation managériale à l'IA, comme le mentionne Bughin et al. (2017) « les entreprises

les plus performantes dans l'adoption de l'IA sont celles qui investissent dans la montée en compétences de leurs salariés ». Participant 8 va dans ce sens : « *Ce qui nous a aidés, c'est l'accompagnement personnalisé. Nous avons également mis en place des formations pratiques, spécifiquement adaptées au quotidien des équipes. Cela a facilité l'adoption de l'IA et amélioré son utilisation dans nos processus* ». La formation continue devient ainsi un vecteur de réduction des incertitudes, d'émancipation technique, mais aussi de consolidation de la posture managériale dans un environnement automatisé.

Collaboration interfonctionnelle et dialogue organisationnel

Un autre facteur déterminant repose sur la capacité des organisations à instaurer une culture de la collaboration. L'IA n'est pas l'apanage d'un département technique ; elle mobilise des expertises variées, et requiert une intégration transversale des compétences. À ce titre, le Participant 6 rappelle que « *La communication interne a été essentielle pour lever les doutes et clarifier les enjeux du projet. En fournissant des informations transparentes et régulières, nous avons pu rassurer les équipes sur l'objectif de l'IA et son impact sur leurs tâches. Cette transparence a permis de mieux comprendre les bénéfices de l'IA, ce qui a renforcé l'adhésion au projet. En fédérant tous les membres autour d'une vision commune, la communication a joué un rôle clé pour garantir l'engagement et la collaboration de chacun* ». Cette communication ne se limite pas à des messages descendus par la direction, mais prend la forme de dialogues constants, de *feedbacks*, et de concertations autour des enjeux concrets. Participant 5 confirme cette approche en soulignant que « *La communication a été au centre de toutes nos réunions. Expliquer clairement les objectifs du projet, rassurer l'équipe sur les impacts de l'IA et montrer concrètement ses bénéfices ont été des étapes*

importantes. Nous avons pris soin de répondre aux préoccupations de chacun et de démontrer comment l'IA pouvait simplifier les tâches au quotidien. En partageant des exemples concrets de réussite, nous avons réussi à lever de nombreux freins. Cela a renforcé la confiance des utilisateurs et facilité l'adoption de la technologie ». Il s'agit donc d'un travail d'alignement narratif et symbolique, qui permet à chacun de se sentir acteur du changement plutôt que spectateur passif. Ce processus favorise également la résolution collective des obstacles techniques, comme le montre le recours à des partenaires externes évoqués par plusieurs répondants.

Gouvernance des données et conformité réglementaire

La mise en œuvre de l'IA suppose également de repenser la gouvernance des données. Plusieurs participants évoquent la nécessité de s'appuyer sur des partenaires spécialisés pour garantir la conformité des solutions. *« Nous avons également collaboré avec des partenaires spécialisés pour garantir que nos outils soient conformes aux normes en vigueur. Cette collaboration a permis de vérifier la sécurité des systèmes et de nous assurer qu'ils respectaient les exigences légales et éthiques. En travaillant avec des experts, nous avons pu identifier et résoudre les éventuelles vulnérabilités, ce qui a renforcé la confiance des utilisateurs dans l'utilisation de l'IA. Cela a également permis d'éviter des risques potentiels liés à la sécurité des données et à la conformité réglementaire »* (Participant 5). Cette exigence fait écho aux travaux de Floridi et al. (2018), qui insistent sur l'importance de l'éthique de la donnée et de la transparence algorithmique dans les projets IA. L'anticipation des enjeux réglementaires (RGPD, droit à l'explication, etc.) devient donc une dimension stratégique, notamment dans des secteurs sensibles tels que la santé, l'éducation ou la

finance. Participant 4 insiste à ce titre sur l'importance de *« rester à jour sur les évolutions réglementaires pour ne pas se retrouver dépassés. Les réglementations liées à l'IA et à la protection des données évoluent rapidement. En suivant de près ces changements, nous pouvons adapter nos pratiques et garantir la conformité. Cela permet également d'éviter des sanctions potentielles et de maintenir la confiance des clients et partenaires. »*.

Alignement technologique et architecture adaptée

Enfin, la transformation numérique impulsée par l'IA doit être soutenue par une infrastructure technologique adaptée. Pour le Participant 1, *« Il faut d'abord commencer à investir dans la modernisation de l'architecture IT. Cela implique de mettre à jour les systèmes existants pour qu'ils soient capables de supporter l'intégration de l'IA. La modernisation permettra également d'améliorer la performance globale de l'entreprise et de rendre nos infrastructures plus flexibles. En investissant dans des technologies récentes, nous pourrons mieux répondre aux besoins futurs et aux défis liés à l'évolution rapide du secteur »*. Cela implique une révision des systèmes d'information, une interopérabilité fluide entre anciens et nouveaux outils, et une identification précise des cas d'usage alignés avec les objectifs d'affaires. D'après le participant 10 *« Il est essentiel de garantir la compatibilité entre tous les systèmes. Sinon, l'intégration de l'IA risque de freiner l'innovation au lieu de la favoriser »*. La réussite de l'adoption réside donc aussi dans la capacité de l'organisation à synchroniser sa stratégie IT avec ses ambitions métier. Cela suppose des choix technologiques éclairés, une cartographie des besoins, et une capacité à piloter les évolutions à l'échelle de l'organisation.

CHAPITRE 5 :

SYNTHÈSE ET DISCUSSION DES RÉSULTATS

Dans le cadre de cette étude portant sur les dynamiques d'adoption de l'IA par les gestionnaires, nous avons analysé les discours recueillis à travers des entretiens semi-dirigés menés auprès d'acteurs issus de divers secteurs d'activité (industrie, services, finance, etc.). L'objectif était de comprendre, à partir de leurs expériences, les représentations, les freins et les leviers associés à l'intégration de l'IA dans les processus organisationnels. En nous appuyant sur les théories de l'innovation managériale, du changement technologique et sur les recherches en stratégie organisationnelle, nous proposons ici une synthèse des résultats, une discussion critique, ainsi qu'une mise en lumière de notre contribution à la littérature.

Une représentation ambivalente de l'IA : entre opportunité et incertitude

Les entretiens révèlent une représentation ambivalente de l'IA. Si les gestionnaires reconnaissent le potentiel de transformation radicale que l'IA induit sur les plans décisionnel, opérationnel et stratégique, ils expriment aussi des préoccupations majeures, en particulier liées aux défis organisationnels et éthiques. L'un des participants formule clairement cette dualité : « *L'IA peut grandement optimiser nos opérations en automatisant les tâches répétitives et en améliorant l'analyse des données. Cependant, elle nous oblige à repenser complètement notre manière de travailler. Ce n'est pas simplement un nouvel outil à intégrer, mais un changement profond dans notre façon de concevoir le travail. L'IA transforme nos*

processus, nos interactions et même notre manière de prendre des décisions. Ce changement impose une adaptation culturelle, où l'innovation, l'agilité et la collaboration deviennent essentielles. L'IA ne se contente pas de faciliter notre travail, elle redéfinit notre approche du travail au quotidien». Cette ambivalence rejoint les observations de Haenlein et Kaplan (2019), qui soulignent que l'adoption de technologies émergentes ne peut être décorrélée des résistances psychologiques et culturelles qu'elles suscitent. Trois axes principaux ressortent de l'analyse : les défis identifiés, les freins rencontrés, et les facteurs de réussite mentionnés.

Les résultats montrent une tension structurelle dans les discours des gestionnaires, qui perçoivent l'IA simultanément comme un levier d'amélioration de la performance et comme une source d'incertitude organisationnelle, confirmant le caractère ambivalent de l'innovation technologique souligné par (Leonardi, 2011; Orlikowski, 1992). Cette ambivalence se traduit par un paradoxe central, dans lequel les gestionnaires valorisent la capacité de l'IA à rationaliser la prise de décision tout en exprimant une méfiance vis-à-vis de recommandations algorithmiques perçues comme opaques ou difficilement contestables, un phénomène également observé par (Jarrahi, 2018; Raisch et Krakowski, 2021).

Par ailleurs, si l'IA est présentée comme un outil de soutien au jugement managérial, les données révèlent qu'elle peut paradoxalement renforcer la dépendance cognitive des décideurs aux systèmes automatisés, ce qui interroge la frontière entre aide à la décision et substitution du jugement humain, comme le soulignent (Davenport et Kirby, 2016; Faraj et al., 2018). Cette situation crée une zone grise dans laquelle les gestionnaires oscillent entre une posture proactive d'appropriation technologique et une attitude prudente, voire attentiste,

face aux risques de perte de contrôle décisionnel, en cohérence avec les travaux de Jarrahi (2018) sur les transformations numériques.

En outre, les discours mettent en lumière une contradiction entre l'injonction à l'innovation portée par les organisations et la persistance de structures managériales et culturelles peu adaptées à l'expérimentation et à l'apprentissage itératif, ce qui rejoint les analyses de (Kane, 2015; Vial, 2021). Cette contradiction suggère que l'adoption de l'IA ne relève pas uniquement d'un déficit technologique ou de compétences, mais également d'un décalage entre les ambitions stratégiques affichées et les capacités organisationnelles réelles, comme l'indiquent (Brynjolfsson et McAfee, 2014) ainsi que (Csaszar et al., 2024).

Enfin, les préoccupations éthiques exprimées par les gestionnaires révèlent un paradoxe supplémentaire, dans lequel la recherche d'objectivité et de neutralité algorithmique coexiste avec la crainte d'une amplification des biais et d'une dilution des responsabilités, un enjeu largement documenté dans la littérature sur la gouvernance algorithmique (Burrell, 2016; Mittelstadt et al., 2016). Ces zones grises soulignent que l'adoption de l'IA par les gestionnaires ne peut être appréhendée comme un processus linéaire ou purement rationnel, mais comme une dynamique complexe marquée par des arbitrages permanents entre performance, contrôle et légitimité managériale (Jarrahi, 2018; Suchman, 1995).

Les défis identifiés : montée en compétence et incertitude éthique

Les répondants pointent une série de défis critiques : la nécessité de redéfinir les rôles, de reconfigurer les équipes et d'acquérir de nouvelles compétences en littératie numérique et algorithmique. Le besoin de collaboration interdisciplinaire est également central : *« Ce ne sont plus simplement des projets IT, ce sont des projets qui nécessitent une approche globale. Il faut parler de données, de business, de réglementation, et de technologie, tout en même temps. Chaque aspect doit être pris en compte pour assurer la réussite du projet. L'alignement de ces différents domaines est essentiel pour éviter les écueils et garantir que les solutions mises en place soient efficaces et conformes »*, souligne le gestionnaire des compétences. À cela s'ajoute une zone d'incertitude liée à l'éthique de l'automatisation des décisions. Les gestionnaires s'interrogent sur la responsabilité, notamment dans des contextes où les algorithmes influencent des choix sensibles. Cette préoccupation éthique rejoint les débats actuels sur la gouvernance algorithmique et les limites du jugement machine dans des environnements complexes.

Les freins à l'adoption : culture organisationnelle et résistance managériale

Plusieurs obstacles freinent l'intégration effective de l'IA. D'abord, un déficit de compréhension au sein du top management, en particulier chez les profils non techniques, réduit la capacité à initier des projets d'envergure. Ensuite, une résistance au changement, souvent alimentée par une perception de menace, freine l'adhésion : *« Certains managers craignent que l'IA les rende inutiles ou obsolètes dans leur rôle. Ils s'inquiètent de perdre leur place au sein de l'organisation, car l'automatisation pourrait remplacer certaines de*

leurs tâches. D'autres redoutent que l'IA remette en cause leur autorité, en prenant des décisions que seul un manager devrait être en mesure de prendre. Cette peur d'une perte de contrôle est courante, surtout lorsque la technologie prend de plus en plus d'importance dans les processus décisionnels », selon un répondant du secteur des services. Enfin, des problèmes d'intégration technique (systèmes d'information hétérogènes ou obsolètes) viennent aggraver les réticences, illustrant le caractère systémique des freins à l'adoption.

Les facteurs de succès : leadership, expérimentation et gouvernance

Malgré ces obstacles, plusieurs leviers de réussite ont été identifiés. Le leadership transformationnel, le recours à des démarches progressives (pilotes, expérimentations) et la création d'un climat de collaboration entre métiers et spécialistes de la donnée ressortent comme des éléments facilitant l'adoption. De manière récurrente, les participants soulignent l'importance de la formation, de la communication transparente et d'une approche inclusive dès la phase amont. Ces résultats rejoignent les recommandations de Brynjolfsson et McAfee (2014), qui insistent sur la capacité des entreprises à créer des environnements propices à l'apprentissage et à l'innovation partagée.

Ainsi, cette dynamique souligne le rôle clé des gestionnaires, qui naviguent entre innovation et crainte de perdre leur pouvoir décisionnel. Notre étude met en lumière la figure du gestionnaire comme acteur pivot de l'adoption de l'IA, à la fois porteur de changement et facteurs de blocage. Cette tension identitaire s'explique par une dualité entre volonté d'innovation et peur de la dépossession du pouvoir décisionnel. En cela, notre recherche enrichit les travaux existants en soulignant le besoin d'accompagnement psychologique et

culturel, au-delà des formations techniques. Elle met également en évidence l'importance de la littératie numérique managériale. Le fossé entre experts techniques (data scientists, ingénieurs IA) et décideurs stratégiques constitue un frein à la traduction des besoins opérationnels en solutions technologiques. Il en découle un nécessaire montage en compétence des gestionnaires sur les enjeux technico-éthiques de l'IA, sous peine d'exclure ces derniers des processus décisionnels émergents. Enfin, notre travail insiste sur la nécessité d'un alignement stratégique autour de la gouvernance des données. L'IA ne peut produire ses effets que si l'entreprise est en mesure de garantir la qualité, la propriété et la sécurité de ses données. Comme l'a mentionné un répondant : *« Sans données fiables et bien gouvernées, l'IA devient un mirage. Elle ne pourra pas délivrer les résultats attendus et risque de mener à des erreurs coûteuses. La qualité des données est essentielle pour alimenter les algorithmes et garantir des décisions précises. Si les données sont mal gérées, l'IA peut devenir un risque, en amplifiant des biais ou en produisant des résultats erronés »*.

CONCLUSION

Ce mémoire s'est intéressé aux défis, aux opportunités et aux facteurs de succès entourant l'adoption de l'intelligence artificielle (IA) par les gestionnaires au Québec. En mobilisant une approche qualitative à travers des entretiens semi-dirigés menés auprès de dix gestionnaires issus de divers secteurs d'activités, cette étude a permis de mettre en lumière les perceptions, les freins, mais aussi les leviers d'appropriation de l'IA dans les environnements organisationnels contemporains.

Les résultats révèlent que l'IA est perçue à la fois comme un levier stratégique, capable d'optimiser les processus décisionnels et d'accroître la performance organisationnelle, mais aussi comme une source d'incertitude, notamment en matière d'éthique, de responsabilité et de maintien de l'autonomie managériale. Le rôle du gestionnaire apparaît ainsi en pleine recomposition : il ne s'agit plus seulement de superviser, mais d'accompagner, de faciliter et de co-construire l'intégration de technologies complexes, en assurant une médiation entre l'humain et l'outil.

Parmi les principaux défis identifiés, trois niveaux ressortent : les freins techniques (interopérabilité, complexité des algorithmes, sécurité des données), organisationnels (manque de vision stratégique, rigidité structurelle) et humains (résistances culturelles, peur du remplacement, manque de compétences). En réponse, plusieurs stratégies gagnantes ont été relevées, notamment un leadership engagé, une approche progressive fondée sur des cas

d'usage concrets, des formations continues ciblées et une gouvernance collaborative ouverte à l'expérimentation.

Cette recherche apporte plusieurs contributions importantes. Sur le plan théorique, elle enrichit la littérature existante en proposant une lecture intégrée du processus d'adoption de l'IA par les gestionnaires, en mettant en évidence l'articulation entre les dimensions techniques, humaines et organisationnelles. Elle met également en lumière les limites de certains cadres théoriques lorsqu'ils sont appliqués à des contextes caractérisés par un déficit de compétences numériques.

Sur le plan empirique, ce mémoire contribue à une meilleure compréhension des réalités vécues par les gestionnaires confrontés à l'introduction de l'IA dans leurs organisations. Les résultats empiriques montrent que l'adoption de l'IA ne repose pas uniquement sur la performance technologique, mais également sur la capacité des organisations à accompagner le changement, à former les acteurs et à créer un climat favorable à l'apprentissage et à l'expérimentation.

Sur le plan managérial, cette étude offre des enseignements pratiques aux décideurs en soulignant l'importance d'investir simultanément dans les infrastructures technologiques, le développement des compétences et la gouvernance du changement. Elle met en évidence la nécessité pour les gestionnaires d'adopter une approche progressive et structurée dans l'intégration de l'IA, en tenant compte des résistances humaines et des contraintes organisationnelles.

Ces limites ouvrent plusieurs pistes de recherche futures. D'une part, des études quantitatives ou mixtes pourraient être envisagées afin de tester empiriquement les relations entre les facteurs identifiés et le niveau d'adoption de l'IA par les gestionnaires. D'autre part, des recherches longitudinales permettraient d'analyser l'évolution des pratiques d'adoption de l'IA dans le temps et d'évaluer les effets à long terme des stratégies mises en place.

En outre, de futures recherches pourraient explorer le rôle des acteurs externes, tels que les consultants et les fournisseurs de solutions technologiques, dans le processus d'adoption et de sécurisation de l'IA. Enfin, une comparaison entre différents contextes organisationnels ou sectoriels permettrait d'identifier les spécificités liées à la taille des organisations, au secteur d'activité ou au niveau de maturité numérique.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- Aagaard, A. et Tucci, C. (2024). AI-driven business model innovation: pioneering new frontiers in value creation. Dans *Business Model Innovation: Game Changers and Contemporary Issues* (p. 295-328). Springer International Publishing Cham.
- Aakula, A., Saini, V. et Ahmad, T. (2024). The Impact of AI on Organizational Change in Digital Transformation. *Internet of Things and Edge Computing Journal*, 4(1), 75-115.
- Adams, W. C. (2015). Conducting semi-structured interviews. *Handbook of practical program evaluation*, 492-505.
- Agrawal, A., Gans, J. et Goldfarb, A. (2018). Prediction, judgment, and complexity: a theory of decision-making and artificial intelligence. Dans *The economics of artificial intelligence: An agenda* (p. 89-110). University of Chicago Press.
- Al-Ruithe, M., Benkhelifa, E. et Hameed, K. (2019). A systematic literature review of data governance and cloud data governance. *Personal and ubiquitous computing*, 23(5), 839-859.
- Alhosani, K. et Alhashmi, S. M. (2024). Opportunities, challenges, and benefits of AI innovation in government services: a review. *Discover Artificial Intelligence*, 4(1), 18.
- Allam, Y., HABACHI, M. et TABIT, Y. (2024). Intelligence artificielle et la motivation RH: Revue théorique. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 5(12), 602-613.
- Argote, L. et Miron-Spektor, E. (2011). Organizational learning: From experience to knowledge. *Organization science*, 22(5), 1123-1137.
- Argyris, C. et Schön, D. A. (1997). Organizational learning: A theory of action perspective. *Reis*, (77/78), 345-348.
- Arharbi, N. et EL Aissaoui, Y. (2024). Vers un contrôle de gestion agile: l'intelligence Artificielle et le Big Data pour la performance en environnement incertain. *IJDAM• International Journal of Digitalization and Applied Management*, 1(2), 195-210.
- Ashta, A. et Mogha, V. (2023). Les risques liés à l'innovation: le cas de l'intelligence artificielle. *Technol. Innov*, 8, 1-14.
- Assis, A., Dantas, J. et Andrade, E. (2025). The performance-interpretability trade-off: A comparative study of machine learning models. *Journal of Reliable Intelligent Environments*, 11(1), 1.
- Attarça, M. et de Salins, M. L. (2013). Quand l'entrepreneur devient entrepreneur politique. *Revue française de gestion*, 232(3), 25-44.
- Bandi, A., Adapa, P. V. S. R. et Kuchi, Y. E. V. P. K. (2023). The power of generative ai: A review of requirements, models, input-output formats, evaluation metrics, and challenges. *Future Internet*, 15(8), 260.
- Bankins, S. et Formosa, P. (2023). The ethical implications of artificial intelligence (AI) for meaningful work. *Journal of Business Ethics*, 185(4), 725-740.

- Barletta, V. S., Caivano, D., Gigante, D. et Ragone, A. (2023). A Rapid Review of Responsible AI frameworks: How to guide the development of ethical AI. Dans. Proceedings of the 27th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering.
- Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A. et Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big?? Dans. Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency.
- Bessen, J. (2018). *AI and jobs: The role of demand*.
- Binns, R. (2020). On the apparent conflict between individual and group fairness. Dans. Proceedings of the 2020 conference on fairness, accountability, and transparency.
- Binns, R. (2022). Human Judgment in algorithmic loops: Individual justice and automated decision-making. *Regulation & governance*, 16(1), 197-211.
- Bobillier-Chaumon, M.-É. et Dubois, M. (2009). L'adoption des technologies en situation professionnelle: quelles articulations possibles entre acceptabilité et acceptation? *Le travail humain*, 72(4), 355-382.
- Booyse, D. et Scheepers, C. B. (2024). Barriers to adopting automated organisational decision-making through the use of artificial intelligence. *Management Research Review*, 47(1), 64-85.
- Boudreau, C. (2024). Le déploiement de systèmes d'intelligence artificielle dans le secteur public: défis et stratégies.
- Boushaba, I. et Chakor, A. (2023). L'IMPACT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE SUR LE MANAGEMENT DE PROJET: OPPORTUNITES ET DEFIS. *International Journal of Economics and Management Research*, 4(6), 87-109.
- [Record #426 is using a reference type undefined in this output style.]
- Braun, V. et Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative research in psychology*, 3(2), 77-101.
- Brock, J. K.-U. et Von Wangenheim, F. (2019). Demystifying AI: What digital transformation leaders can teach you about realistic artificial intelligence. *California management review*, 61(4), 110-134.
- Brynjolfsson, E., Benzell, S. et Rock, D. (2020). Understanding and addressing the modern productivity paradox. *Massachusetts Institute of Technology*. Available online: <https://workofthefuture.mit.edu/research-post/understanding-and-addressing-the-modern-productivity-paradox/> (accessed on 9 May 2022).
- Brynjolfsson, E. et McAfee, A. (2014). *Le deuxième âge de la machine: travail, progrès et prospérité à l'ère des technologies de pointe*. WW Norton & Company.
- Bughin, J., Hazan, E., Sree Ramaswamy, P., DC, W. et Chu, M. (2017). Artificial intelligence the next digital frontier.
- Burrell, J. (2016). How the machine 'thinks': Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 2053951715622512.
- Butz, M. V. (2021). Towards strong AI. *KI-Künstliche Intelligenz*, 35(1), 91-101.
- Canada, S. (2025). *Utilisation de l'intelligence artificielle par les entreprises canadiennes, deuxième trimestre de 2025*. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/catalogue/11-621-M2025008>

- Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S. et Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making. *Technovation*, 106, 102312.
- Cao, L. (2022). Ai in finance: challenges, techniques, and opportunities. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 55(3), 1-38.
- Cath, C., Wachter, S., Mittelstadt, B., Taddeo, M. et Floridi, L. (2018). Artificial intelligence and the 'good society': the US, EU, and UK approach. *Science and engineering ethics*, 24(2), 505-528.
- CCI, F. (2024). IA et PME, accompagner les PME françaises dans l'appropriation de l'intelligence artificielle. <https://www.cci.fr/actualites/ia-et-pme-accompagner-les-pme-francaises-dans-lappropriation-de-lintelligence-artificielle>
- Cetindamar, D., Kitto, K., Wu, M., Zhang, Y., Abedin, B. et Knight, S. (2022). Explicating AI literacy of employees at digital workplaces. *IEEE transactions on engineering management*, 71, 810-823.
- Chapuis, S. M. et de Bovis-Vlahovic, C. (2016). VII. Everett Mitchell Rogers. Cultiver la diffusion des innovations. Dans *Les Grands Auteurs en Management de l'innovation et de la créativité* (p. 133-155). EMS Editions.
- Charlin, L. (2017). Intelligence artificielle: une mine d'or pour les entreprises. *Gestion*, 42(1), 76-79.
- Charmaz, K. (2006). *Constructing grounded theory: A practical guide through qualitative analysis*. sage.
- Chateauraynaud, F. (2019). Petit traité de contre-intelligence artificielle. Retour sociologique sur des expérimentations numériques. *Zilsel*, (1), 174-195.
- Chatterjee, S., Nguyen, B., Ghosh, S. K., Bhattacharjee, K. K. et Chaudhuri, S. (2020). Adoption of artificial intelligence integrated CRM system: an empirical study of Indian organizations. *The Bottom Line*, 33(4), 359-375.
- Chhatre, R. et Singh, S. (2024). AI and Organizational Change: Dynamics and Management Strategies. *Available at SSRN 4845917*.
- Chollet, F. (2019). On the measure of intelligence. *arXiv preprint arXiv:1911.01547*.
- Chui, M., Hazan, E., Roberts, R., Singla, A. et Smaje, K. (2023). The economic potential of generative AI.
- Collin, S., Lepage, A. et Nebel, L. (2023). Enjeux éthiques et critiques de l'intelligence artificielle en éducation: une revue systématique de la littérature. *Canadian Journal of Learning and Technology*, 49(4), 1-29.
- Components, R. (2023). Comment utiliser l'IA et la maintenance prédictive dans la maintenance industrielle ?
 . <https://fr.rs-online.com/web/content/blog-discovery/maintenance/ia-dans-maintenance-industrielle>
- Csaszar, F. A., Ketkar, H. et Kim, H. (2024). Artificial intelligence and strategic decision-making: Evidence from entrepreneurs and investors. *Strategy Science*, 9(4), 322-345.
- Dalsaniya, A. et Patel, K. (2022). Enhancing process automation with AI: The role of intelligent automation in business efficiency. *International Journal of Science and Research Archive*, 5(2), 322-337.

- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D. et Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24-42.
- Davenport, T. H. et Kirby, J. (2016). Just how smart are smart machines? *MIT sloan management review*, 57(3), 21.
- Davenport, T. H. et Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard business review*, 96(1), 108-116.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS quarterly*, 319-340.
- Deepthi, B. et Bansal, V. Adoption of Artificial Intelligence in Small and Medium-sized Enterprises: A Systematic Literature Review and Bibliometric Analysis of Global Research Trends. *Artificial Intelligence for Business*, 321-335.
- Deschênes, A.-A., Beaudry, C. et Sanni Yaya, M. (2024). Les perceptions des professionnels (les) de la gestion des ressources humaines à l'égard de l'usage de l'intelligence artificielle pour l'embauche d'un personnel diversifié. *Ad machina*, (8), 24-36.
- Dignum, V. (2019). *Responsible artificial intelligence: how to develop and use AI in a responsible way* (vol. 2156). Springer.
- Doshi-Velez, F. et Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. *arXiv preprint arXiv:1702.08608*.
- Duan, Y., Edwards, J. S. et Dwivedi, Y. K. (2019). Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda. *International journal of information management*, 48, 63-71.
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J. et Eirug, A. (2021). Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International journal of information management*, 57, 101994.
- Easterby-Smith, M. et Lyles, M. A. (2011). *Handbook of organizational learning and knowledge management*. John Wiley & Sons.
- Eboigbe, E. O., Farayola, O. A., Olatoye, F. O., Nnabugwu, O. C. et Daraojimba, C. (2023). Business intelligence transformation through AI and data analytics. *Engineering Science & Technology Journal*, 4(5), 285-307.
- Edmondson, A. C. (2008). The competitive imperative of learning. *Harvard business review*, 86(7-8), 60-67, 160.
- El Yahyaoui, M. et Hassani, K. E. A. (2024). Une revue systématique de l'impact des technologies numériques et de l'Intelligence Artificielle sur l'intention entrepreneuriale: Dynamique oet implications pour l'entrepreneuriat numérique. *MANAGEMENT CONTROL, AUDITING AND FINANCE REVIEW (MCAFR)*, 1(4), 22-44.
- Elahi, E. (2022, 11 Avril). L'impact d'une mauvaise qualité des données : risques, défis et solutions. *dataladder*. <https://dataladder.com/the-impact-of-poor-data-quality-risks-challenges-and-solutions/>

- Espina-Romero, L., Gutiérrez Hurtado, H., Ríos Parra, D., Vilchez Pirela, R. A., Talavera-Aguirre, R. et Ochoa-Díaz, A. (2024). Challenges and Opportunities in the Implementation of AI in Manufacturing: A Bibliometric Analysis. *Sci*, 6(4), 60.
- Faraj, S., Pachidi, S. et Sayegh, K. (2018). Working and organizing in the age of the learning algorithm. *Information and Organization*, 28(1), 62-70.
- Fernández, A. (2019). Artificial intelligence in financial services. *Banco de Espana Article*, 3, 19.
- Fiol, C. M. et Lyles, M. A. (1985). Organizational learning. *Academy of management review*, 10(4), 803-813.
- Floridi, L., Cowls, J., Beltrametti, M., Chatila, R., Chazerand, P., Dignum, V., Luetge, C., Madelin, R., Pagallo, U. et Rossi, F. (2018). AI4People—an ethical framework for a good AI society: opportunities, risks, principles, and recommendations. *Minds and machines*, 28, 689-707.
- Forum, W. E. (2022). *The Global Lighthouse Network Playbook for Responsible Industry Transformation*.
https://www3.weforum.org/docs/WEF_The_Global_Lighthouse_Network_Playbook_for_Responsible_Industry_Transformation_2022.pdf
- Fountaine, T., McCarthy, B. et Saleh, T. (2019). Building the AI-powered organization. *Harvard business review*, 97(4), 62-73.
- Füller, J., Hutter, K., Wahl, J., Bilgram, V. et Tekic, Z. (2022). How AI revolutionizes innovation management—Perceptions and implementation preferences of AI-based innovators. *Technological Forecasting and Social Change*, 178, 121598.
- Gama, F. et Magistretti, S. (2025). Artificial intelligence in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. *Journal of Product Innovation Management*, 42(1), 76-111.
- Garric, N., Capdevielle-Mougnibas, V. et Besses, M.-O. (2006). Intérêts et limites de l'analyse du discours pour la recherche interdisciplinaire et la coproduction de connaissances scientifiques. Le cas d'une analyse lexicométrique d'entretiens avec Lexico3. *Actes des 8ème JADT*, 439-450.
- Garvin, D. A., Edmondson, A. C. et Gino, F. (2008). Is yours a learning organization? *Harvard business review*, 86(3), 109.
- Gerbaix, S. (2023). Redevabilité, explicabilité et transparence de l'IA: une mission impossible? *Management & Datascience*, 7(4).
- Giddens, A. (1984). La constitution de la société. Éléments de la théorie de la structuration, trad. de Michel Audet, Paris, PUF, coll.«. *Sociologies*.
- Goh, S. C. (2003). Improving organizational learning capability: lessons from two case studies. *The learning organization*, 10(4), 216-227.
- Guest, G., MacQueen, K. M. et Namey, E. E. (2011). *Applied thematic analysis*. sage publications.
- Gyanamurthy, V. et Radhanath, S. (2023). Leading Change in the AI Era: Strategies for Transformational Leadership. *International Journal of Advanced Engineering Technologies and Innovations*, 1(04), 164-184.

- Haefner, N., Wincent, J., Parida, V. et Gassmann, O. (2021). Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda☆. *Technological Forecasting and Social Change*, 162, 120392.
- Haenlein, M. et Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California management review*, 61(4), 5-14.
- Haleem, A., Javaid, M., Qadri, M. A., Singh, R. P. et Suman, R. (2022). Artificial intelligence (AI) applications for marketing: A literature-based study. *International Journal of Intelligent Networks*, 3, 119-132.
- Harfouche, A., Kabalan, W. H. et Shmayssani, A. (2024). Role du leadership dans l'adaptation de l'intelligence artificielle par la création d'une culture éthique et innovante: l'exemple des Forces armées libanaises (FAL). *Revue Défense Nationale*, 873(8), 57-62.
- Hours, H. (2019). L'intelligence artificielle, principes et limites. *Revue Défense Nationale*, (5), 49-54.
- Huang, M.-H. et Rust, R. T. (2021). Engaged to a robot? The role of AI in service. *Journal of Service Research*, 24(1), 30-41.
- Huber, G. P. (1991). Organizational learning: The contributing processes and the literatures. *Organization science*, 2(1), 88-115.
- Im, I., Hong, S. et Kang, M. S. (2011). An international comparison of technology adoption: Testing the UTAUT model. *Information & Management*, 48(1), 1-8.
- Iyelolu, T. V., Agu, E. E., Idemudia, C. et Ijomah, T. I. (2024). Driving SME innovation with AI solutions: overcoming adoption barriers and future growth opportunities. *International Journal of Science and Technology Research Archive*, 7(1), 036-054.
- Jaiswal, A., Arun, C. J. et Varma, A. (2023). Rebooting employees: Upskilling for artificial intelligence in multinational corporations. Dans *Artificial Intelligence and International HRM* (p. 114-143). Routledge.
- Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business horizons*, 61(4), 577-586.
- Jobin, A., Ienca, M. et Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature machine intelligence*, 1(9), 389-399.
- Jöhnk, J., Weißert, M. et Wyrski, K. (2021). Ready or not, AI comes—an interview study of organizational AI readiness factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63(1), 5-20.
- Kallina, E., Bohné, T. et Singh, J. (2025). Stakeholder Participation for Responsible AI Development: Disconnects Between Guidance and Current Practice. Dans. *Proceedings of the 2025 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*.
- Kallio, H., Pietilä, A. M., Johnson, M. et Kangasniemi, M. (2016). Systematic methodological review: developing a framework for a qualitative semi-structured interview guide. *Journal of advanced nursing*, 72(12), 2954-2965.
- Kane, G. (2015). Strategy, not technology, drives digital transformation. *MIT Sloan Management Review and Deloitte University Press*.

- Kelley, S. (2022). Employee perceptions of the effective adoption of AI principles. *Journal of Business Ethics*, 178(4), 871-893.
- Komi, A. K. (2019). Le management des résistances à un projet d'innovation par l'intelligence artificielle dans une perspective de changement. *RIMHE: Revue Interdisciplinaire Management, Homme (s) & Entreprise*, (3), 29-54.
- Kotter, J. P. (2007). Leading change: Why transformation efforts fail. Dans *Museum management and marketing* (p. 20-29). Routledge.
- Kraus, S., Jones, P., Kailer, N., Weinmann, A., Chaparro-Banegas, N. et Roig-Tierno, N. (2021). Digital transformation: An overview of the current state of the art of research. *Sage Open*, 11(3), 21582440211047576.
- Kulkarni, N. D. et Bansal, S. (2024). TRANSFORMING SUPPLY AND VALUE CHAINS: THE IMPACT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE—A REVIEW. *International Research Journal of Modernization in Engineering Technology and Science*.
- Lane, M. et Saint-Martin, A. (2021). The impact of Artificial Intelligence on the labour market: What do we know so far?
- Lapointe, L. et Rivard, S. (2005). A multilevel model of resistance to information technology implementation. *MIS quarterly*, 461-491.
- LeCun, Y., Bengio, Y. et Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.
- Lee, M. C., Scheepers, H., Lui, A. K. et Ngai, E. W. (2023). The implementation of artificial intelligence in organizations: A systematic literature review. *Information & Management*, 60(5), 103816.
- Leonardi, P. M. (2011). When flexible routines meet flexible technologies: Affordance, constraint, and the imbrication of human and material agencies. *MIS quarterly*, 147-167.
- Lequillerier, C. (2017). L'impact de l'intelligence artificielle sur la relation de soin. *Journal de Droit de la Santé et de l'Assurance Maladie*, (17), 14-20.
- Levitt, B. et March, J. G. (1988). Organizational learning. *Annual review of sociology*, 14(1), 319-338.
- Liu, B. (2021). " Weak AI" is Likely to Never Become" Strong AI", So What is its Greatest Value for us? *arXiv preprint arXiv:2103.15294*.
- Luan, W. S. et Teo, T. (2009). Investigating the technology acceptance among student teachers in Malaysia: An application of the technology acceptance model (TAM). *The Asia-Pacific Education Researcher*, 18(2), 261-272.
- Luger, G. F. (1998). *Artificial Intelligence: Structures and Strategies for Complex Problem Solving*, 5/e. Pearson Education India.
- Machucho, R. et Ortiz, D. (2025). The Impacts of Artificial Intelligence on Business Innovation: A Comprehensive Review of Applications, Organizational Challenges, and Ethical Considerations. *Systems*, 13(4), 264.
- Madhavi, T. et Bhatt, D. (2024). Managing the Challenges and Opportunities of Leadership for Organizational Success in the Age of Artificial Intelligence. Dans. 2024 16th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI).
- Marangunić, N. et Granić, A. (2015). Technology acceptance model: a literature review from 1986 to 2013. *Universal access in the information society*, 14, 81-95.

- March, J. G. (1991). Exploration and exploitation in organizational learning. *Organization science*, 2(1), 71-87.
- Mariani, M. M., Machado, I., Magrelli, V. et Dwivedi, Y. K. (2023). Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions. *Technovation*, 122, 102623.
- Marocco, S., Barbieri, B. et Talamo, A. (2024). Exploring facilitators and barriers to managers' adoption of AI-based systems in decision making: A systematic review. *Ai*, 5(4), 2538-2567.
- Martin, K. D. et Murphy, P. E. (2017). The role of data privacy in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 45, 135-155.
- Maxwell, J. A. (2012). *A realist approach for qualitative research*. Sage.
- McKinsey. (2023). *The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year*.
- Mélançon, G. et Pinède, N. (2024). Gouvernance des données et intelligibilité: une approche méthodologique en contexte universitaire. *Communication & Organisation*, 67-81.
- Mittelstadt, B. (2021). *L'impact de l'intelligence artificielle sur les relations médecin-patient*. D. H. e. Biomédecine. <https://www.coe.int/fr/web/human-rights-and-biomedicine/common-ethical-challenges-in-ai>
- Mittelstadt, B. D., Allo, P., Taddeo, M., Wachter, S. et Floridi, L. (2016). The ethics of algorithms: Mapping the debate. *Big Data & Society*, 3(2), 2053951716679679.
- Mökander, J. et Floridi, L. (2021). Ethics-based auditing to develop trustworthy AI. *Minds and machines*, 31(2), 323-327.
- Morley, J., Floridi, L., Kinsey, L. et Elhalal, A. (2020). From what to how: an initial review of publicly available AI ethics tools, methods and research to translate principles into practices. *Science and engineering ethics*, 26(4), 2141-2168.
- Mtimet, M. (2024). Le métier du chef de projet est-il menacé par l'IA? *Blog gestion de projet*. <https://blog-gestion-de-projet.com/intelligence-artificielle/>
- Mucchielli, A. (2015). *L'analyse qualitative en sciences humaines et sociales*. A. Colin.
- Murire, O. T. (2024). Artificial intelligence and its role in shaping organizational work practices and culture. *Administrative Sciences*, 14(12), 316.
- Naderifar, M., Goli, H. et Ghaljaie, F. (2017). Snowball sampling: A purposeful method of sampling in qualitative research. *Strides in development of medical education*, 14(3).
- Neuffer, P. (2025, 8 Mai). Walmart vante les économies réalisées grâce aux efforts continus d'automatisation. *Supplychaindive*. <https://www.supplychaindive.com/news/walmart-automation-supply-chain-cost-savings/747377/>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, K. W. S. et Qiao, M. S. (2021). AI literacy: Definition, teaching, evaluation and ethical issues. *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, 58(1), 504-509.
- Nonaka, L., Takeuchi, H. et Umemoto, K. (1996). A theory of organizational knowledge creation. *International journal of technology Management*, 11(7-8), 833-845.
- OCDE. (2025). *Présentation des indicateurs de l'OCDE sur les capacités de l'IA*. [https://doi.org/ https://doi.org/10.1787/d321ba78-fr](https://doi.org/https://doi.org/10.1787/d321ba78-fr)

- Ogunbukola, M. (2024, 09/23). The Impact of Artificial Intelligence on Project Management: Enhancing Efficiency, Risk Mitigation, and Decision-Making in Complex Projects.
- Ogunfowora, O. et Najjaran, H. (2023). Reinforcement and deep reinforcement learning-based solutions for machine maintenance planning, scheduling policies, and optimization. *Journal of Manufacturing Systems*, 70, 244-263.
- Orlikowski, W. J. (1992). The duality of technology: Rethinking the concept of technology in organizations. *Organization science*, 3(3), 398-427.
- Ouiulianti, S. (2025). *Les biais cachés de l'IA : comment l'intelligence artificielle reflète et renforce les inégalités sociales*. https://www.researchgate.net/publication/389895420_The_Hidden_Bias_in_AI_How_Artificial_Intelligence_Reflects_and_Reinforces_Social_Inequalities
- Patton, M. Q. (2014). *Qualitative research & evaluation methods: Integrating theory and practice*. Sage publications.
- Perifanis, N.-A. et Kitsios, F. (2023). Investigating the influence of artificial intelligence on business value in the digital era of strategy: A literature review. *Information*, 14(2), 85.
- Pesqueux, Y. (2020). La résistance au changement.
- Pettigrew, A. M. (1990). Longitudinal field research on change: Theory and practice. *Organization science*, 1(3), 267-292.
- Provost, F. et Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business: What you need to know about data mining and data-analytic thinking*. " O'Reilly Media, Inc."
- Rai, A. (2020). Explainable AI: From black box to glass box. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 137-141.
- Raisch, S. et Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of management review*, 46(1), 192-210.
- Raji, I. D. et Buolamwini, J. (2019). Actionable auditing: Investigating the impact of publicly naming biased performance results of commercial ai products. Dans. Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society.
- Ransbotham, S., Candelon, F., Kiron, D., LaFountain, B. et Khodabandeh, S. (2021). The cultural benefits of artificial intelligence in the Enterprise. *MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group*, 1.
- Ransbotham, S., Gerbert, P., Reeves, M., Kiron, D. et Spira, M. (2018). Artificial intelligence in business gets real. *MIT sloan management review*.
- Reim, W., Åström, J. et Eriksson, O. (2020). Implementation of artificial intelligence (AI): a roadmap for business model innovation. *Ai*, 1(2), 11.
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of Innovations*, 5th Edition. Free Press. <https://books.google.ca/books?id=9U1K5LjUOWEC>
- Ross, J. W., Beath, C. M. et Sebastian, I. M. (2017). How to develop a great digital strategy. *MIT sloan management review*, 58(2), 7.
- Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature machine intelligence*, 1(5), 206-215.
- Russell, S. J. et Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson.

- Sam Ransbotham, S. K., Ronny Fehling, Burt LaFountain et David Kiron. (2019). *Gagner avec l'IA*. MIT Sloan Management Review. <https://sloanreview.mit.edu/projects/winning-with-ai/>
- Sansonetti, J. (2022, 30 septembre). Histoire de l'intelligence artificielle (IA) : création et évolutions [1943 à 2024]. *WiziShop*. <https://www.wizishop.fr/blog/histoire-intelligence-artificielle>
- Saunders, B., Sim, J., Kingstone, T., Baker, S., Waterfield, J., Bartlam, B., Burroughs, H. et Jinks, C. (2018). Saturation in qualitative research: exploring its conceptualization and operationalization. *Quality & quantity*, 52(4), 1893-1907.
- Schemmer, M., Hemmer, P., Nitsche, M., Köhl, N. et Vössing, M. (2022). A meta-analysis of the utility of explainable artificial intelligence in human-AI decision-making. Dans. Proceedings of the 2022 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society.
- Schmitt, M. (2024). Strategic integration of artificial intelligence in the C-suite: the role of the chief AI officer. *arXiv preprint arXiv:2407.10247*.
- Schaqui, C. et Haissoune, M. (2024). Applications de l'Intelligence Artificielle dans la gestion du risque de contrepartie: Défis et perspectives pour les banques participatives au Maroc. *International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics*, 5(9), 301-314.
- Senge, P. (1990). The fifth discipline: The an and practice of the learning organization. *Duubeday Currency*.
- Sheth, A., Gaur, M., Roy, K. et Faldu, K. (2021). Knowledge-intensive language understanding for explainable ai. *IEEE Internet Computing*, 25(5), 19-24.
- Sicari, S., Rizzardi, A., Grieco, L. A. et Coen-Porisini, A. (2015). Security, privacy and trust in Internet of Things: The road ahead. *Computer networks*, 76, 146-164.
- Sidhu, G. S., Sayem, M. A., Taslima, N., Anwar, A. S., Chowdhury, F. et Rowshon, M. (2024). AI and workforce development: A comparative analysis of skill gaps and training needs in emerging economies. *International journal of business and management sciences*, 4(08), 12-28.
- Simard, A. (2022). L'adoption de l'intelligence artificielle (IA) pour le développement de services publics intelligents.. Le cas des conseils personnalisés aux demandeurs d'emploi. *Communication, technologies et développement*, (11).
- Singh, N. et Adhikari, D. (2023). Challenges and solutions in integrating ai with legacy inventory systems. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, 11(12), 609-613.
- Sivarajah, U., Kamal, M. M., Irani, Z. et Weerakkody, V. (2017). Critical analysis of Big Data challenges and analytical methods. *Journal of Business Research*, 70, 263-286.
- Slovic, P., Fischhoff, B. et Lichtenstein, S. (2016). Rating the risks. Dans *The perception of risk* (p. 104-120). Routledge.
- Son, H. (2017). JPMorgan software does in seconds what took lawyers 360,000 hours. *Bloomberg*, February, 28, 2017.
- Strohmeier, S. et Piazza, F. (2015). Artificial intelligence techniques in human resource management—a conceptual exploration. *Intelligent techniques in engineering management: Theory and applications*, 149-172.

- Suchman, M. C. (1995). Managing legitimacy: Strategic and institutional approaches. *Academy of management review*, 20(3), 571-610.
- Taddeo, M. et Floridi, L. (2018). How AI can be a force for good. *Science*, 361(6404), 751-752.
- Tadi, V. (2020). Optimizing Data Governance: Enhancing Quality through AI-Integrated Master Data Management Across Industries. *North American Journal of Engineering Research*, 1(3).
- Tambe, P., Cappelli, P. et Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California management review*, 61(4), 15-42.
- Tangniho, M. F. et Chanhoun, J. M. (2024). L'intelligence artificielle au service des contrôleurs de gestion dans les PME béninoises: levier de performance organisationnelle et de pérennité en Afrique subsaharienne. *Revue Internationale des Sciences de Gestion*, 7(3).
- Tarlan, A., Susanne, D., Taina, E., Maria, J. et Aino, S. (2024). How far has research into disruptive innovations in the field of sustainability come to date? *Heliyon*, 10(20).
- Teixeira, A. R., Ferreira, J. V. et Ramos, A. L. (2025). Intelligent supply chain management: A systematic literature review on artificial intelligence contributions. *Information*, 16(5), 399.
- Théard-Jallu, C. (2021). Droit et éthique autour de l'intelligence artificielle, accélération en Europe et en France. *Actualités Pharmaceutiques*, 60(611), 30-35.
- Thompson, N. C., Greenewald, K., Lee, K. et Manso, G. F. (2020). The computational limits of deep learning. *arXiv preprint arXiv:2007.05558*, 10, 2.
- Tisdell, E. J., Merriam, S. B. et Stuckey-Peyrot, H. L. (2025). *Qualitative research: A guide to design and implementation*. John Wiley & Sons.
- Toorajipour, R., Sohrabpour, V., Nazarpour, A., Oghazi, P. et Fischl, M. (2021). Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review. *Journal of Business Research*, 122, 502-517.
- Torrès, O. (1999). *les PME*. Flammarion Paris.
- Tremblay, D.-G., Psyché, V. et Yagoubi, A. (2023). La mise en oeuvre de l'IA dans les organisations est-elle compatible avec une société éthique? *Ad machina*, (7), 166-187.
- Trottier, M., Oiry, E., Martin, D., Gambs, S. et Thibault-Bellerose, A. (2024). Étendue et enjeux de l'intelligence artificielle dans les emplois professionnels: une perspective pluridisciplinaire. *Ad machina*, (8), 177-199.
- Uren, V. et Edwards, J. S. (2023). Technology readiness and the organizational journey towards AI adoption: An empirical study. *International journal of information management*, 68, 102588.
- Vagnani, G. et Volpe, L. (2017). Innovation attributes and managers' decisions about the adoption of innovations in organizations: A meta-analytical review. *International Journal of Innovation Studies*, 1(2), 107-133.
- Veale, M., Binns, R. et Edwards, L. (2018). Algorithms that remember: model inversion attacks and data protection law. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 376(2133), 20180083.

- Venkatesh, V., Morris, M., Davis, G. et Davis, F. (2003). Acceptation des technologies de l'information par les utilisateurs: vers une vision unifiée. *MIS trimestriel*, 425-478.
- Venkatesh, V., Thong, J. Y. et Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS quarterly*, 157-178.
- Vial, G. (2021). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *Managing digital transformation*, 13-66.
- Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I., Balaam, M., Dignum, V., Domisch, S., Felländer, A., Langhans, S. D., Tegmark, M. et Fuso Nerini, F. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nature communications*, 11(1), 1-10.
- Wagner, B. (2018). Ethics as an escape from regulation. From “ethics-washing” to ethics-shopping?
- Wamba-Taguimdje, S.-L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R. et Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects. *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893-1924.
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W. et Papadopoulos, T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International journal of production economics*, 176, 98-110.
- Weiner, E. B., Dankwa-Mullan, I., Nelson, W. A. et Hassanpour, S. (2025). Ethical challenges and evolving strategies in the integration of artificial intelligence into clinical practice. *PLOS digital health*, 4(4), e0000810.
- West, M. A. et Anderson, N. R. (1996). Innovation in top management teams. *Journal of Applied psychology*, 81(6), 680.
- Westerman, G., Calmédjane, C., Bonnet, D., Ferraris, P. et McAfee, A. (2011). Digital Transformation: A roadmap for billion-dollar organizations. *MIT Center for digital business and capgemini consulting*, 1(1-68).
- Wilson, H. J. et Daugherty, P. R. (2018). Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces. *Harvard business review*, 96(4), 114-123.
- Wineberg, I. (2019, 5 septembre). Comment utiliser l'intelligence artificielle pour le bien de votre entreprise. *blogueaffaires.cogeco*. <https://blogueaffaires.cogeco.ca/comment-utiliser-lintelligence-artificielle-pour-le-bien-de-votre-entreprise/>
- Wirtz, B. W., Weyerer, J. C. et Geyer, C. (2019). Artificial intelligence and the public sector—applications and challenges. *International Journal of Public Administration*, 42(7), 596-615.
- Wokurka, G., Banschbach, Y., Houlder, D. et Jolly, R. (2017). Digital culture: Why strategy and culture should eat breakfast together. *Shaping the digital enterprise: Trends and use cases in digital innovation and transformation*, 109-120.
- Yawalkar, M. V. V. (2019). A study of artificial intelligence and its role in human resource management. *International Journal of Research and Analytical Reviews (IJRAR)*, 6(1), 20-24.
- Yin, R. K. (2011). *Applications of case study research*. Sage publications.

- Zappulla, A. (2024, 19 novembre 2024). *Les dirigeants d'entreprise risquent de sombrer dans l'utilisation abusive de l'IA.* Reuters. <https://www.reuters.com/sustainability/society-equity/comment-business-leaders-risk-sleepwalking-towards-ai-misuse-2024-11-19/>
- Zarsky, T. (2016). The trouble with algorithmic decisions: An analytic road map to examine efficiency and fairness in automated and opaque decision making. *Science, Technology, & Human Values*, 41(1), 118-132.
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. et Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education—where are the educators? *International journal of educational technology in higher education*, 16(1), 1-27.
- Zenteno, J. A. C., Vintimilla, A. D. O. et Espinoza, J. J. S. (2024). The Impact of Artificial Intelligence on Project Management. *Revista Tecnológica-ESPOL*, 36(E1), 52-66.
- Zerilli, J., Knott, A., Maclaurin, J. et Gavaghan, C. (2019). Transparency in algorithmic and human decision-making: is there a double standard? *Philosophy & Technology*, 32(4), 661-683.
- Zhang, D., Mishra, S., Brynjolfsson, E., Etchemendy, J., Ganguli, D., Grosz, B., Lyons, T., Manyika, J., Niebles, J. C. et Sellitto, M. (2021). The AI index 2021 annual report. *arXiv preprint arXiv:2103.06312*.
- Zink, K. J., Steimle, U. et Schröder, D. (2008). Comprehensive change management concepts: Development of a participatory approach. *Applied ergonomics*, 39(4), 527-538.
- Zouinar, M. (2020). Évolutions de l'Intelligence Artificielle: quels enjeux pour l'activité humaine et la relation Humain-Machine au travail? *Activités*, (17-1).

ANNEXES

ANNEXE 1 : CERTIFICAT D'APPROBATION ÉTHIQUE

Ce mémoire fait l'objet d'une certification éthique par le Comité d'éthique de la recherche de l'Université du Québec à Chicoutimi (CER-UQAC). No de référence : 2025-1914.» .
Approuvé le 2024-12-17.

ANNEXE 2: GUIDE D'ENTREVUE

Introduction

- Remercier le participant pour sa participation
- Présenter brièvement les objectifs de l'étude et le déroulement de l'entretien
- obtenir le consentement éclairé pour l'enregistrement et l'utilisation des données

Thème 1 : Perception et compréhension de l'IA

- Que signifie l'intelligence artificielle (IA) pour vous ? Comment la définiriez-vous ?
- Quels sont les domaines ou les applications de l'IA que vous connaissez le mieux ?
- Selon vous, quels sont les principaux avantages et défis liés à l'adoption de l'IA dans les organisations ?

Thème 2 : Expérience personnelle avec l'adoption de l'IA

- Votre organisation a-t-elle déjà adopté ou envisagé d'adopter des solutions d'IA ? Dans quels domaines ?
- Quel a été votre rôle dans ce processus d'adoption ?
- Quelles ont été les principales motivations qui ont conduit votre organisation à adopter l'IA ?

Thème 3 : Défis et obstacles rencontrés

- Quels ont été les principaux défis ou obstacles auxquels vous avez été confronté lors de l'adoption de l'IA ?
- Ces défis étaient-ils techniques, organisationnels, liés aux ressources humaines, ou d'une autre nature ?
- Comment avez-vous tenté de surmonter ces obstacles ?

Thème 4 : Facteurs facilitants et stratégies de succès

- Quels sont, selon vous, les facteurs clés qui ont facilité ou faciliteraient l'adoption réussie de l'IA dans votre organisation ?
- Quelles stratégies avez-vous mises en place ou envisageriez-vous pour favoriser une adoption efficace de l'IA ?
- Quel a été le rôle du leadership et de la vision stratégique dans ce processus ?

Thème 5 : Impact sur les rôles et responsabilités des gestionnaires

- Comment l'adoption de l'IA a-t-elle impacté ou impacterait-elle votre rôle en tant que gestionnaire ? - Quelles nouvelles compétences ou connaissances avez-vous dû acquérir ou devriez-vous acquérir pour gérer efficacement l'IA ?
- Comment l'IA pourrait-elle transformer les processus de prise de décision et la gestion des équipes dans votre organisation ?

Thème 6 : Considérations éthiques et juridiques

- Quelles sont les principales préoccupations éthiques ou juridiques liées à l'adoption de l'IA que vous avez rencontrées ou anticipez ?
- Comment votre organisation aborde-t-elle ces questions d'éthique et de réglementation ?

- Quelles mesures avez-vous prises ou envisageriez-vous pour garantir une utilisation responsable et éthique de l'IA ?

Conclusion

- Y a-t-il d'autres aspects liés à l'adoption de l'IA par les gestionnaires que vous aimeriez aborder ?
- Remercier le participant pour sa contribution précieuse à l'étude.

ANNEXE 3 : IDENTIFICATION DES CODES DES ENTREVUES

N°	Extraits	Code Thématique
1	La principale motivation pour intégrer cette technologie dans notre entreprise était d'améliorer notre efficacité au quotidien. [...] Cela nous permettrait non seulement de rationaliser nos processus internes, mais aussi de réagir plus rapidement aux demandes du marché. [...] maintenir notre position sur le marché.	Perception Générale
2	J'ai vu à quel point un algorithme mal entraîné peut introduire des discriminations involontaires. Ce genre de dérive peut nuire à la réputation de l'entreprise et créer de la méfiance.	Obstacle à l'Adoption
3	[...] grâce à l'IA, je ne perds plus de temps dans cette tâche répétitive. [...] Cette évolution m'a permis de mieux comprendre les enjeux et de prendre des décisions plus éclairées	Impact sur les Rôles

4	« [...] il devient difficile de savoir exactement quel rôle les managers joueront demain. [...] Certains craignent de perdre leur place ou leur utilité. »	Facteur Facilitateur
5	« J'ai vu à quel point un algorithme mal entraîné peut introduire des discriminations involontaires. Ce genre de dérive peut nuire à la réputation de l'entreprise et créer de la méfiance. »	Éthique de l'intelligence artificielle
6	« l'IA c'est nouveau pour nous. Il faut du temps pour apprendre, pour comprendre comment s'en servir sans tout déformer. »	Mesure des Facteurs Clés de Succès
7	« Il faut expliquer, rassurer, faire preuve de pédagogie. Sinon les gens bloquent ou résistent, même si la technologie est bonne. »	Composantes Essentielles

8	"Nous avons mis en place une stratégie de communication transparente, expliquant clairement les bénéfices de l'IA pour l'entreprise et les employés. Nous impliquons également les collaborateurs dans le processus de conception et de déploiement des solutions d'IA."	Gestion du Changement
9	<i>« [...] Nous avons mis en place une équipe dédiée pour piloter le déploiement de l'IA. [...] Cela a permis une meilleure coordination. »</i>	Gouvernance des Projets
10	« [...] grâce à l'IA, je ne perds plus de temps dans cette tâche répétitive. [...] Cela m'a permis de mieux comprendre les enjeux et de prendre des décisions plus éclairées. » □	Impacts Décisionnels
11	"Je recommanderais de commencer par des projets pilotes ciblés pour démontrer la valeur de l'IA. Il est important d'investir dans la formation des équipes et de cultiver une culture d'innovation. Enfin, il ne faut pas sous-estimer l'importance de la gestion du changement."	Conseils d'Adoption

12	« [...] il devient difficile de savoir exactement quel rôle les managers joueront demain. [...] Certains craignent de perdre leur place ou leur utilité. »	Évolution des Rôles
13	« [...] l'intégration de l'IA bouscule nos habitudes. On doit apprendre à collaborer avec des machines, à intégrer l'incertitude. »	Transformation culturelle et vision de l'innovation
14	« [...] notre unique interlocuteur devient parfois la machine, et non les individus. [...] J'ai peur que l'IA finisse par isoler le travail en équipe. »	Place de l'humain dans un environnement automatisé