



CIRANO

Allier savoir et décision

Vers une meilleure compréhension de la transformation numérique optimisée par l'IA et de ses implications pour les PME manufacturières au Canada
- Une recherche qualitative exploratoire -

AMIR TAHERIZADEH
CATHERINE BEAUDRY

2022RP-04
RAPPORT DE PROJET



Les rapports de projet sont destinés plus spécifiquement aux partenaires et à un public informé. Ils ne sont ni écrits à des fins de publication dans des revues scientifiques ni destinés à un public spécialisé, mais constituent un médium d'échange entre le monde de la recherche et le monde de la pratique.

Project Reports are specifically targeted to our partners and an informed readership. They are not destined for publication in academic journals nor aimed at a specialized readership, but are rather conceived as a medium of exchange between the research and practice worlds.

Le CIRANO est un organisme sans but lucratif constitué en vertu de la Loi des compagnies du Québec. Le financement de son infrastructure et de ses activités de recherche provient des cotisations de ses organisations-membres, d'une subvention d'infrastructure du gouvernement du Québec, de même que des subventions et mandats obtenus par ses équipes de recherche.

CIRANO is a private non-profit organization incorporated under the Quebec Companies Act. Its infrastructure and research activities are funded through fees paid by member organizations, an infrastructure grant from the government of Quebec, and grants and research mandates obtained by its research teams.

Les partenaires du CIRANO – CIRANO Partners

Partenaires corporatifs – Corporate Partners

Autorité des marchés financiers
Banque de développement du Canada
Banque du Canada
Banque nationale du Canada
Bell Canada
BMO Groupe financier
Caisse de dépôt et placement du Québec
Énergir
Hydro-Québec
Innovation, Sciences et Développement économique Canada
Intact Corporation Financière
Investissements PSP
Manuvie Canada
Ministère de l'Économie, de la Science et de l'Innovation
Ministère des finances du Québec
Mouvement Desjardins
Power Corporation du Canada
Rio Tinto
Ville de Montréal

Partenaires universitaires – Academic Partners

École de technologie supérieure
École nationale d'administration publique
HEC Montréal
Institut national de la recherche scientifique
Polytechnique Montréal
Université Concordia
Université de Montréal
Université de Sherbrooke
Université du Québec
Université du Québec à Montréal
Université Laval
Université McGill

Le CIRANO collabore avec de nombreux centres et chaires de recherche universitaires dont on peut consulter la liste sur son site web.
CIRANO collaborates with many centers and university research chairs; list available on its website.

© Juin 2021. Amir Taherizadeh and Catherine Beaudry. Tous droits réservés. *All rights reserved.* Reproduction partielle permise avec citation du document source, incluant la notice ©. *Short sections may be quoted without explicit permission, if full credit, including © notice, is given to the source.*

Les idées et les opinions émises dans cette publication sont sous l'unique responsabilité des auteurs et ne représentent pas nécessairement les positions du CIRANO ou de ses partenaires. *The observations and viewpoints expressed in this publication are the sole responsibility of the authors; they do not necessarily represent the positions of CIRANO or its partners.*

Vers une meilleure compréhension de la transformation numérique optimisée par l'IA et de ses implications pour les PME manufacturières au Canada

Une recherche qualitative exploratoire

Amir Taherizadeh et Catherine Beaudry†*

Résumé

Ce rapport présente les principaux résultats d'une étude qualitative exploratoire visant à examiner l'impact de l'intelligence artificielle (IA), en tant que technologie à usage général (TUG) sur la productivité et l'emploi à l'échelle de l'entreprise. À la suite de l'analyse de sources de données primaires et secondaires (comprenant 27 entretiens, rapports et discussions de groupe), nous établissons d'abord une échelle de maturité de l'adoption de l'IA et un classement des petites et moyennes entreprises (PME) qui intègrent l'IA dans leurs processus de travail en quatre archétypes : l'Aspirant, le Foncéur, le Leader et le Visionnaire. Nous définissons chaque archétype de façon à mettre en évidence les changements particuliers à opérer pour qu'une entreprise puisse passer à l'étape suivante de l'adoption de l'IA. Deuxièmement, nous définissons et examinons sept obstacles à l'adoption généralisée de l'IA par les PME manufacturières. Troisièmement, à l'aide de trois études de cas, nous explorons trois projets d'IA menés par des entreprises québécoises axées sur l'IA afin de montrer, d'une part, l'apport de l'intégration de l'apprentissage automatique (AA) aux produits et aux processus de travail sur le plan de la productivité des entreprises, et d'autre part son effet sur leurs effectifs. Dans l'ensemble, les résultats de notre étude suggèrent que la réussite de l'intégration de l'IA nécessite une transformation numérique au niveau de l'entreprise, que nous présentons comme un continuum. Dans les premières étapes, où l'adoption de l'IA se fait autour de projets (en particulier pour les entreprises des catégories Aspirant et Foncéur), les effectifs des entreprises ont tendance à augmenter parallèlement aux gains de productivité en même temps que le perfectionnement indispensable des compétences de la main-d'œuvre existante. En outre, lorsque l'IA est déployée à l'échelle de l'entreprise (chez les Leaders et les Visionnaires) et que cette dernière rehausse le niveau de ses activités d'innovation, on enregistre plutôt des pertes d'emploi parallèlement aux gains de productivité. Par la suite, nous introduisons des indicateurs indirects de l'omniprésence de l'IA, car nous estimons qu'il s'agit de mesures plus réalistes pour évaluer le taux d'adoption de l'IA par les PME en phase fluide. Enfin, nous proposons quatre recommandations qui ont des implications pour les chercheurs, les praticiens et les responsables politiques.

Mots-clés : Intelligence artificielle; Transformation numérique; Technologies à usage général; Emploi; Apprentissage automatique; Productivité; Secteur manufacturier; Innovation technologique.

* CIRANO (Canada) ; chargé de cours à la Faculté de gestion Desautels de l'Université McGill

† Polytechnique Montréal ; CIRANO (Canada)

Codes JEL : C80, D20, L60, M50, O10

Abstract

This report presents the main results of the qualitative and exploratory study aimed at explaining how artificial intelligence (AI), as general-purpose technology (GPT), impacts firm-level productivity and employment. Analyzing primary and secondary data sources (including 27 interviews, reports, and panel discussions), we first develop the maturity spectrum of AI adoption and classify small and medium-sized enterprises (SMEs) that integrate AI into their work processes into four archetypes: The Wishful, The Achievers, The Leaders, and The Visionaries. By characterizing each archetype, we highlight nuances of changes that need to take place for a firm to further progress to the next stage of AI adoption. Second, we identify and explain seven barriers that are associated with the pervasive integration of AI among SMEs in manufacturing industries. Third, in three distinct case studies, we explore three AI projects conducted by Quebec-based AI-focused firms to show how machine learning (ML) integration into products and work processes can act as a productivity enhancer and identify its impact on firm-level employment. Overall, our results suggest that successful AI integration requires a firm-level digital transformation which we illustrate as a continuum. In the early stages of adoption (including firms in The Wishful and The Achievers classes) where AI adoption is project-centric, firms' employment tends to increase in parallel with productivity gains. The much-needed upskilling of the existing workforce also occurs at the same time. Further, as firms integrate AI on an enterprise-wide scale (The Leaders and The Visionaries) and increase the level of their innovation activities, firm-level job losses are experienced in parallel to productivity gains. Next, we introduce indirect indicators of AI pervasiveness as more realistic measures to evaluate the rate of AI adoption by SMEs in a fluid stage. Finally, we propose four recommendations that have implications for researchers, practitioners as well as policymakers.

Keywords: Artificial Intelligence; Digital Transformation; General Purpose Technology; Employment; Machine Learning; Productivity; Manufacturing; Technological Innovation.

Pour citer ce document / To quote this document

Taherizadeh, A. et Beaudry C. (2021). Vers une meilleure compréhension de la transformation numérique optimisée par l'IA et de ses implications pour les PME manufacturières au Canada - Une recherche qualitative exploratoire (2022RP-04, CIRANO).

<https://doi.org/10.54932/JDXB2231>

TABLE DES MATIÈRES

TABLE DES MATIÈRES.....	4
1. INTRODUCTION.....	6
2. REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	9
2.1. L'APPLICATION DE L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE À LA FABRICATION DANS LE CONTEXTE DE L'INDUSTRIE 4.0	9
2.2. L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE EN TANT QUE TECHNOLOGIE À USAGE GÉNÉRAL.....	11
2.3. LES PME DANS LE CONTEXTE DE LA PRÉSENTE RECHERCHE.....	12
2.4. MODÈLES DE MATURITÉ DANS LE CONTEXTE DE LA GESTION DES TI.....	14
3. MÉTHODOLOGIE	16
3.1. DEVIS DE RECHERCHE ET DONNÉES	16
3.2. ANALYSE DES DONNÉES	17
4. CONSTATATIONS.....	18
4.1. LES SIX THÈMES PRINCIPAUX.....	19
4.1.1. <i>Thème 1 : Disponibilité des données</i>	19
4.1.2. <i>Thème 2 : Capacité technique</i>	20
4.1.3. <i>Thème 3 : Infrastructure</i>	21
4.1.4. <i>Thème 4 : Disponibilité des ressources financières</i>	21
4.1.5. <i>Thème 5 : Culture et réceptivité organisationnelles</i>	23
4.1.6. <i>Thème 6 : Portée du changement</i>	25
4.2. L'ÉCHELLE DE MATURITÉ DE L'ADOPTION DE L'IA	27
4.3. OBSTACLES À L'INTÉGRATION GÉNÉRALISÉE DE L'IA DANS L'INDUSTRIE MANUFACTURIÈRE.....	32
4.3.1. <i>L'enrichissement en données d'abord, l'optimisation par l'IA ensuite</i>	32
4.3.2. <i>Transition d'une culture de la prise de décision fondée exclusivement sur l'expérience vers l'élargissement du processus décisionnel pour inclure les données</i>	33
4.3.3. <i>Absence d'un sentiment d'urgence</i>	33
4.3.4. <i>La partie immergée de l'iceberg de l'IA</i>	33
4.3.5. <i>De l'organisation en silo à l'organisation intégrée</i>	36
4.3.6. <i>Le financement et les facteurs qui y sont associés</i>	36
4.3.7. <i>Marché du travail et ressources financières pour s'adjoindre des experts en AA</i>	37
4.4. L'IA COMME FACTEUR D'AMÉLIORATION DE LA PRODUCTIVITÉ : IMPLICATIONS POUR L'EMPLOI.....	38
4.4.1. <i>Premier cas d'étude — Projet d'ingénierie aérospatiale</i>	40
4.4.2. <i>Deuxième cas d'étude — Projet d'installations de recyclage</i>	40
4.4.3. <i>Troisième cas — Projet de lutte contre l'incendie « tête haute et mains libres »</i>	42
5. DISCUSSION	43
5.1. L'OMNIPRÉSENCE DE L'IA : DES INDICATEURS DIRECTS AUX INDICATEURS INDIRECTS.....	44
5.2. L'IA COMME RÉPONSE À DES BESOINS DE NICHE ET À DES BESOINS CRITIQUES.....	45
5.3. L'IA COMME RÉPONSE AUX BESOINS D'AMÉLIORATION CONTINUE.....	45
5.4. EFFETS DU CHANGEMENT TECHNOLOGIQUE SUR LES COMPÉTENCES.....	46
5.5. PRODUCTISATION DES SOLUTIONS D'IA.....	47
6. OBSERVATIONS FINALES.....	50
7. RÉFÉRENCES.....	55
8. ANNEXES	62
8.1. ANNEXE I — SOURCES DES DONNÉES	62
8.2. ANNEXE II — INFORMATIONS RELATIVES AUX ENTRETIENS	65
8.2.1. <i>Préparation du guide d'entretien</i>	65
8.2.2. <i>Exemples de questions d'entretien</i>	65

Remerciements

D’abord et avant tout, nous souhaitons remercier chaleureusement le CIRANO de son soutien et de nous avoir permis de réaliser ce projet de recherche. Nous remercions tout particulièrement la professeure Nathalie de Marcellis-Warin (présidente-directrice générale du CIRANO), M. Jérôme Blanc (vice-président administration et finances du CIRANO) et Mme Nathalie Bannier (service des ressources humaines) pour leur soutien continu et leur collaboration indéfectible pendant la période la plus difficile de notre histoire récente, la pandémie de la COVID-19.

Nous sommes en outre profondément reconnaissants du généreux soutien financier fourni par la Division principale du développement économique du ministère des Finances du Québec (projet no 8095).

Nous tenons également à exprimer nos sincères remerciements à tous les participants à l’étude pour leur temps et leur dévouement, ainsi que pour le soutien qu’ils ont apporté à la réalisation des entretiens, des séances de discussion et des corrections des transcriptions. Nous ne les nommons pas par souci de confidentialité. Toutefois, leur apport à cette recherche et aux publications qui en découleront est inestimable et indiscutable.

Nous sommes aussi redevables envers M. Hobivola A. Rabearivelo, directeur Stratégie et Partenariats chez BI Expertise, pour sa lecture et ses commentaires de plusieurs parties de ce rapport et pour son assistance infaillible dans notre recherche des contacts dans le secteur.

Enfin, nous exprimons notre gratitude envers Next Generation Manufacturing Canada (NGen) — l’organisation sectorielle à but non lucratif qui dirige la Supergrappe de la fabrication de pointe du Canada — de nous avoir accueillis à ses séances et d’avoir facilité nos rencontres avec ses membres.

1. INTRODUCTION

Le Canada est reconnu comme chef de file dans la recherche fondamentale et le développement (R-D) en intelligence artificielle (IA) (p. ex., Chowdhury et al., 2020) — principalement l'apprentissage automatique (AA) et l'apprentissage profond (AP). L'IA est « la capacité d'une machine à exécuter des fonctions cognitives que nous associons à l'esprit humain, comme la perception, le raisonnement, l'apprentissage et la résolution de problèmes » (McKinsey Analytics, 2018, p. 2). Les technologies améliorées par les méthodes d'apprentissage automatique (AA) ont considérablement évolué en ce qui concerne la perception et la cognition, deux habiletés essentielles, dont l'être humain se sert pour accomplir des tâches (Brynjolfsson et al., 2019). Pour prendre les devants, le Canada a été le premier pays à mettre en place une stratégie nationale, la Stratégie pancanadienne en matière d'IA (AICan, 2019), faisant en sorte qu'il réunit désormais la troisième plus grande concentration d'experts en IA au monde (Villeneuve, 2019; The Economist, 2017). L'Ontario et le Québec sont les deux premières provinces canadiennes à avoir investi massivement dans le domaine de l'IA afin de s'imposer comme chefs de file (AICan, 2019; Wolfe, 2018). La stratégie pancanadienne en matière d'IA demeure d'actualité : elle a été renouvelée jusqu'en 2030, avec un budget de 443,8 M\$ (Vector Institute, 2021).

La recherche dans le domaine de l'IA au Canada est à la fois importante et opportune. L'IA a un potentiel exceptionnel, à l'instar d'autres technologies à usage général (TUG) développées au cours de l'histoire comme la lentille optique et le moteur à vapeur, pour ne nommer que celles-là. Les TUG sont des technologies omniprésentes que l'on améliore au fil du temps et qui stimulent l'innovation complémentaire (Bresnahan et Trajtenberg, 1995). Considérées comme « l'invention d'une méthode d'invention » (Griliches, 1957, p. 502) ou « l'innovation de processus » (OCDE, 2005; Reichstein et Salter, 2006), les TUG influencent fortement l'innovation, elles sont produites à un rythme exponentiel et elles peuvent dès lors avoir un impact considérable sur le paysage économique.

Malgré les avancées spectaculaires du Canada dans le domaine de la recherche en IA et la création d'entreprise, l'adoption de l'IA dans tous les secteurs à l'échelle du pays n'a pas encore atteint un effet percutant. Plusieurs rapports récents braquent les projecteurs sur cette question. Deloitte (2019, p. 5) souligne que « les entreprises canadiennes accusent un retard en matière d'adoption de l'IA ». Par ailleurs, si le leadership canadien en matière de recherche sur l'IA est reconnu, les critiques font valoir que l'adoption lente de l'IA par les entreprises canadiennes les empêche d'en tirer les bénéfices (McLeod, 28 novembre 2018).

Il est intéressant d'examiner cette situation du point de vue de la *transformation numérique* au niveau de l'entreprise. La transformation numérique renvoie aux changements que les technologies numériques peuvent apporter au modèle économique, aux produits ou aux structures organisationnelles de l'entreprise (Hess et al. 2016, p. 124). Le concept est étroitement lié à la transformation organisationnelle facilitée par les systèmes d'information (Besson et Rowe, 2012,

p. 103). La transformation numérique est une forme de *transformation organisationnelle*, c'est-à-dire un phénomène complexe englobant des considérations psychologiques, sociocognitives, sociotechniques, économiques et politiques (Besson et Rowe, 2012). Le processus de transformation organisationnelle peut être évolutif, lent, continu et progressif à certains moments (Hannan et Freeman, 1984; Burgelman, 1991; Plowman et al., 2007) et discontinu et rapide à d'autres, phénomène connu sous le nom d'équilibre ponctué (Miller et Friesen, 1980a, 1980b; Tushman et Romanelli, 1985). Dans le contexte de l'industrie 4.0 (ou industrie intelligente), la transformation organisationnelle s'oriente principalement, mais non exclusivement, vers la transformation numérique ou la transformation organisationnelle basée sur les technologies de l'information et les systèmes d'information (TI et SI).

Les recherches indiquent que les technologies de l'information et de la communication (TIC) jouent un rôle fondamental dans la connexion des aspects physiques et cybernétiques de l'industrie 4.0 (p. ex., Xu et al., 2018). L'industrie 4.0 se rapporte à l'évolution technologique des systèmes embarqués vers les systèmes cyberphysiques; L'INDUSTRIE 4.0 représente la quatrième révolution industrielle à venir sur la voie de l'Internet des objets, des données et des services; L'INDUSTRIE 4.0 constitue un changement de paradigme de la production « centralisée » à la production « décentralisée ». Cela signifie que les machines de production industrielle ne font plus que « transformer » le produit, mais que le produit communique avec les machines pour leur dire exactement ce qu'elles doivent faire (GTAI, 2014, p. 6). L'industrie 4.0 est donc perçue comme une transformation évolutive dans le cadre de laquelle les frontières des mondes physique et virtuel se fondent l'une dans l'autre.

Les systèmes d'information sont un outil jugé essentiel à la transformation organisationnelle (Besson et Rowe, 2012) et cela demeure vrai à l'ère de l'industrie 4.0 qui contraint de nombreuses petites et moyennes entreprises (PME) à passer par la transformation numérique pour rester compétitives. Or, la transformation numérique ne se résume pas à l'adoption de technologies. Les recherches montrent que la technologie permet aux entreprises de se transformer, mais qu'elle n'est pas nécessairement à l'origine de cette transformation (Orlikowski, 1996). La transformation numérique est donc considérée comme un changement organisationnel déclenché par les technologies numériques (Nadkarni et Pruegl, 2021, p. 236). Une revue de la littérature récente sur la transformation numérique dégage deux dimensions agrégées de la technologie et des acteurs (Nadkarni et Pruegl, 2021).

Les études qui portent sur la technologie explorent le rôle des technologies numériques dans la réduction de l'écart de compétitivité (Grover et Kohli, 2013) et l'accélération des lancements de produits (Bharadwaj et al., 2013), ainsi que le rôle de la transformation numérique dans la dissolution des frontières entre les industries et la stimulation de la concurrence interindustrielle (Sia et al., 2016). Elles ciblent en outre les données comme atout essentiel à l'ère numérique (Günther et al., 2017), et la technologie pour son rôle dans la dématérialisation des produits tangibles (Loebbecke et Picot, 2015). Les recherches centrées sur les acteurs, quant à elles,

explorent les questions liées au leadership (Sia et al., 2016), au déficit de compétences (Kohli et Johnson, 2011), à la culture d'entreprise (Kohli et Johnson, 2011), ainsi qu'à l'ambidextrie des gestionnaires en ce qui a trait aux capacités analogiques et numériques (Sebastian et al., 2017). Si ces études nous renseignent sur plusieurs éléments clés de la transformation numérique, elles ont une portée très diverse et elles se focalisent sur un éventail de technologies numériques, notamment (mais pas uniquement) les données massives, l'informatique mobile et l'infonuagique, et les applications de recherche.

Dans cet article, nous nous attachons à décortiquer la nature de la transformation numérique optimisée par l'IA, principalement dans le contexte des PME du secteur manufacturier canadien. Suivant une méthodologie de recherche qualitative inductive basée sur vingt-sept entretiens formels approfondis avec seize organisations et cinq discussions de groupe axés sur l'IA, l'étude explore les perspectives des fabricants sur leurs stratégies de transformation numérique optimisées par l'intelligence artificielle. Pour l'analyse des données, nous employons les techniques recommandées par Strauss et Corbin (1990). Notre approche interprétative implique un processus itératif de collecte et d'analyse simultanées des données, ainsi que la recherche de nouveaux informateurs en fonction des informations jugées importantes par les informateurs précédents. Le contenu des entretiens transcrits, les notes de terrain et les documents sont analysés suivant des procédures systématiques : la méthode comparative constante, comprenant des techniques de codage ouvert, axial et sélectif, préconisée par Strauss et Corbin (1990) et Gioia et al. (2012).

Nous élaborons une échelle de maturité des entreprises en ce qui concerne leur adoption de l'IA et nous les classons suivant le niveau d'intégration de l'IA dans leurs processus de travail en quatre archétypes : l'*Aspirant*, le *Fonceur*, le *Leader* et le *Visionnaire*. Chaque archétype est défini en fonction de six dimensions permettant de mettre en évidence les nuances des changements qui sont nécessaires pour qu'une entreprise puisse passer à l'étape suivante de l'adoption de l'IA. Dans l'ensemble, les résultats suggèrent que l'intégration réussie de l'IA est tributaire d'une transformation numérique au niveau de l'entreprise, que nous présentons sous la forme d'un continuum qui situe le dynamisme, l'évolution continue et le fait de se maintenir dans un état de flux permanent. Nous expliquons la nature du processus de transformation à l'aune de la théorie évolutionniste du changement économique. D'après ce cadre d'analyse, la « capacité dynamique » de l'entreprise se répercute de façon critique sur la dynamique ou le rapport entre les dimensions fondamentales dégagées et la réussite de sa transformation numérique grâce à l'IA.

Cette étude apporte une contribution modeste à la recherche et à la pratique, et elle peut également orienter les décisions des responsables politiques. Ayant défini et expliqué les six dimensions qui sous-tendent les quatre archétypes, nous proposons un outil de mesure pour évaluer l'ampleur et l'impact de chaque dimension dans l'entreprise, quel que soit l'archétype qui la caractérise. Par conséquent, nous pouvons brosser un portrait plus nuancé du progrès réalisé par une entreprise donnée quant à l'adoption de l'IA. Les dimensions peuvent également être interprétées et utilisées comme une liste de contrôle des actions à prendre en vue de la transformation numérique grâce à

l'IA. Les responsables politiques peuvent également se servir de nos conclusions et nos recommandations. D'après nos résultats, les entreprises ont des besoins différents à chaque étape de l'adoption de l'IA. Les pouvoirs publics peuvent adapter leurs politiques (y compris les subventions) pour répondre à ces besoins précis. Par exemple, des subventions gouvernementales pour l'engagement d'experts en AA seraient peu utiles à une entreprise de la catégorie Aspirant, car elle serait encore au stade de la préparation de données.

Le reste du rapport est organisé comme suit : la section 2 passe brièvement en revue la littérature pertinente pour souligner le rôle de l'IA dans les industries manufacturières et l'intérêt à la considérer comme une TUG; la section 3 porte sur la méthodologie et présente les détails sur la conception de l'étude, les données et le processus d'analyse des données; la section 4 présente les résultats de la recherche mettant en exergue l'échelle de maturité dans l'adoption de l'IA, les obstacles à l'intégration omniprésente de l'IA dans les industries manufacturières, et l'IA comme outil d'amélioration de la productivité; enfin, dans la section 5 on trouve la discussion des résultats et dans la section 6, nos conclusions et nos recommandations pratiques.

2. REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1. L'application de l'apprentissage automatique à la fabrication dans le contexte de l'industrie 4.0

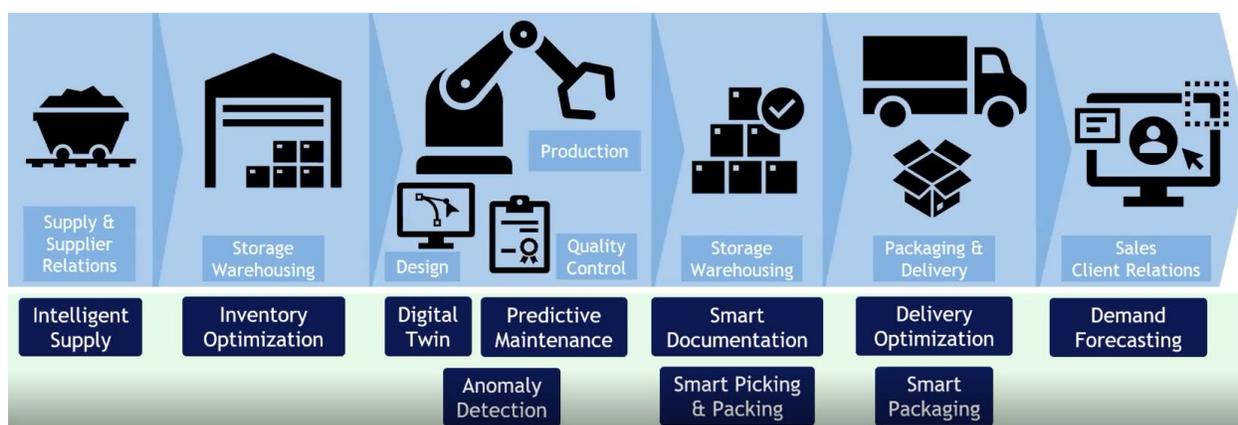
L'apprentissage automatique (AA) est une branche importante de l'intelligence artificielle. Il s'agit d'un ensemble de méthodes permettant de détecter automatiquement des motifs dans les données, puis d'utiliser les formes découvertes pour prédire les données futures ou pour prendre d'autres types de décisions dans un contexte d'incertitude (Murphy, 2012, p. 1). Pour éviter de limiter l'AA à la reconnaissance de formes et à la prise de décision, d'autres définissent l'AA comme un ensemble de méthodologies et d'algorithmes capables d'extraire des connaissances à partir des données et de continuellement améliorer leurs capacités en apprenant de l'expérience (c'est-à-dire des données accumulées au fil du temps) (Bertolini et al., 2021, p. 2).

L'apprentissage est une caractéristique essentielle de l'AA, car il vise à rendre les systèmes de plus en plus adaptatifs, leur permettant d'exécuter la même tâche (ou des tâches tirées de la même population) plus efficacement la fois suivante (Simon, 1983). La notion d'apprentissage met ainsi en avant la capacité des machines à changer de comportement par autoadaptation aux changements de données. Les données (ou les mégadonnées) deviennent donc un élément central de la fabrication intelligente, le trait distinctif de l'industrie 4.0. La recherche (Bertolini et al., 2021) a décelé les ingrédients du cocktail de la fabrication intelligente : les mégadonnées (Kusiak, 2017), le système d'information associé à un logiciel de gestion de la production, la capacité d'analyse approfondie (Waller et Fawcett, 2013), ainsi que la capacité d'apprentissage des machines (Monostori, 2003). L'AA revêt une importance particulière dans l'industrie 4.0, car il est perçu comme un catalyseur essentiel de la transformation des systèmes de fabrication traditionnels en industrie 4.0 (Lu, 2017; Xu et al., 2018).

Comme l'illustre la Figure 1, dans le contexte de la fabrication, l'AA a de nombreuses applications comme :

- *La gestion de la maintenance* — par exemple, la maintenance prédictive et la planification (Susto et al., 2015);
- *La gestion de la qualité* — par exemple, détection et classification des défauts (Gobert et al., 2018);
- *La planification et le contrôle de la production* — par exemple, l'ordonnancement et la répartition des tâches (Priore et al., 2018); et
- *La gestion de la chaîne d'approvisionnement* — par exemple, la planification et la prévision de la demande (Priore et al., 2019; Mezzogori et Zammori, 2019).

Figure 1. Création de plus-value pour l'entreprise grâce à l'IA



Source : Durand, C. (2021). Créez de la valeur pour votre entreprise grâce à l'IA. Communication présentée à la table ronde organisée par NGen « *Creating value for business through AI— focus on advanced manufacturing* » (E01) (créer de la valeur pour les entreprises grâce à l'IA - accent sur la fabrication de pointe).

Même si les industries manufacturières ont tout à gagner d'une amélioration de leur productivité par l'AA, seuls 10 % des fabricants canadiens ont mis en œuvre au moins un projet d'IA pleinement opérationnel dans leur système de fabrication (Capgemini Research Institute, 2019). Aux États-Unis, le principal partenaire commercial du Canada, ce chiffre s'élève à 28 %. Certains fabricants au Canada estiment que « *l'IA n'a pas encore été comprise, acceptée et adoptée* », d'autres évoquent la présence de « *beaucoup de freins* » dans le processus de transformation numérique au moyen de l'AA.³ Compte tenu du faible taux d'adoption et de ces perceptions qui ont cours dans les milieux manufacturiers, il convient d'utiliser l'approche de la théorie ancrée afin de jeter un regard neuf sur l'utilisation de l'AA comme moteur de transformation numérique par les entreprises au Canada.

³ Les citations sont tirées d'une table ronde organisée par NGen le 28 janvier 2021 sur le thème *Creating value for business through AI - Focus on advanced manufacturing* (créer de la valeur pour les entreprises grâce à l'IA - accent sur la fabrication de pointe).

2.2. L'intelligence artificielle en tant que technologie à usage général

Les technologies ne sont pas identiques les unes aux autres, elles n'ont pas les mêmes répercussions socio-économiques. Certaines influent sur l'économie progressivement et par étapes, alors que d'autres ont un impact révolutionnaire (Cantner et Vannuccini, 2012). Ce raisonnement est représentatif d'une vision du changement technologique comme « évolution socio-économique » (Veblen, 1998) d'après « un cadre d'interprétation évolutionniste darwinien » (Hodgson, 1998, p. 416). Selon le postulat de la théorie évolutionniste de l'économie, les processus économiques évoluent et le comportement économique est déterminé à la fois par les individus et par la société dans son ensemble (Nelson et Winter, 1982; Veblen, 1998).

Au cours des quatre dernières décennies, les chercheurs en économie (principalement les économistes de la croissance) ont introduit une nouvelle catégorie de technologies, la technologie à usage général (TUG) (David, 1990; Bresnahan et Trajtenberg, 1995), définie comme une technologie avec un grand potentiel d'amélioration à sa conception, dont l'utilisation se généralise et les usages se multiplient avec le temps, et qui présente de nombreuses complémentarités de type hicksien et des complémentarités technologiques (Lipsey et al., 1998, p. 43). D'après Bresnahan et Trajtenberg (1995, p. 84), les TUG se caractérisent par leur potentiel d'utilisation généralisée dans un large éventail de secteurs et par leur dynamisme technologique. L'électricité, les technologies de l'information et de la communication (TIC), la lentille optique, la machine à vapeur et le chemin de fer font partie des TUG largement reconnus. Ces technologies sont importantes parce qu'elles ont un impact sur « l'ensemble de l'économie » (Jovanovic et Rousseau, 2005), plutôt que d'influencer de façon ciblée une industrie isolée. Cantner et Vannuccini (2012, pp. 3-4) décrivent les TUG comme des « moteurs de croissance » et comme des chocs qui revitalisent une économie qui a tendance à se « détendre » dans une croissance d'équilibre stable.

Pour être rangée parmi les TUG, une technologie doit présenter trois caractéristiques : a) l'**omniprésence**, ou le fait de toucher la plupart des secteurs; b) l'**amélioration**, c'est-à-dire les TUG doivent s'améliorer au fil du temps et ainsi continuer à réduire les coûts que leurs utilisateurs assument; et c) agir comme un **vivier d'innovations**, faciliter l'invention et la production de nouveaux produits ou processus (Bresnahan et Trajtenberg, 1995). Cette liste non exhaustive laisse place à l'introduction de nuances. Par exemple, deux technologies peuvent ne pas présenter le même niveau de performance pour chacun des trois traits (Bresnahan et Trajtenberg, 1995), l'une peut être plus répandue que l'autre alors qu'elle s'améliore plus rapidement. Les TUG sont également décrites comme « l'invention d'une méthode d'invention » (Griliches, 1957, p. 502) ou « l'innovation de processus d'affaires » (OCDE, 2018). En d'autres termes, elles peuvent faire en sorte que l'innovation évolue à un rythme exponentiel et qu'elle affecte donc l'ensemble du paysage de l'innovation et de l'économie d'une société.

Plus récemment, les économistes, les investisseurs, les industriels et les chercheurs en gestion ont accordé une attention particulière à l'intelligence artificielle (IA) en tant que catégorie de technologies aux rendements prometteurs en raison de la multitude d'applications qu'elle peut

avoir dans un grand nombre de secteurs. En termes simples, l'IA comprend trois éléments principaux : la *structure de domaine* (structure de tâches bien définies à développer) et un *grand volume de données* à intégrer dans des *routines et des algorithmes d'AA* (ou apprentissage profond) pour détecter des formes et faire des prédictions à partir de celles-ci (Taddy, 2019). Plusieurs économistes sont d'avis que l'IA est sur le point de devenir la nouvelle TUG (Trajtenberg, 2019, p. 185). Sur la base d'une analyse empirique exploratoire, Cockburn et al. (2019, p. 143, traduction libre) affirment prudemment que « les technologies de l'apprentissage profond peuvent constituer le noyau d'une invention à usage général pour la création de méthodes d'invention ». Par ailleurs, une solution d'IA de bout en bout [...] est capable d'intégrer des connaissances de niveau humain (par le biais de la lecture automatique et la vision par ordinateur, par exemple) et d'utiliser ces informations pour automatiser et accélérer des tâches qui n'étaient auparavant effectuées que par l'humain (Taddy, 2019, p. 62).

Ainsi, l'IA a engendré l'innovation dans les technologies robotiques et elle a profondément influencé et fait évoluer les robots industriels utilisés dans la fabrication (Cockburn et al., 2019). Dans le cadre de nos recherches, nous avons observé de multiples cas d'utilisation de projets d'IA dans une gamme d'industries. Pour reprendre les mots d'une des personnes que nous avons interviewées, « *on peut appliquer l'IA dans des contextes qui vont de deviner votre prochain mot dans le courriel que vous rédigez jusqu'à prédire quand il sera temps d'effectuer des travaux de maintenance* » (I015-O).

En théorie, nous devrions donc nous attendre à ce que l'IA, et plus précisément les technologies de l'AA ou l'apprentissage profond (AP), possède déjà toutes les caractéristiques requises pour cocher la case « omniprésence ». Si c'est bien le cas, nous devrions nous attendre à une productivité nettement plus élevée au niveau organisationnel, suivie de répercussions importantes sur l'emploi en termes de pertes d'emplois, de déplacements d'emplois et de création de nouveaux emplois.

Contrairement aux attentes, les données que nous avons recueillies révèlent que dans le contexte canadien en général, le secteur manufacturier — qui a le plus à gagner de l'IA — est loin de l'intégration généralisée attendue des technologies de l'IA dans les sites de production existants. L'adoption et l'intégration réelles de l'IA semblent très lentes et comportent une multitude de défis. Par conséquent, nous concentrons la présente étude plus particulièrement sur l'exploration de l'attribut « omniprésence » de l'IA afin de comprendre pourquoi l'adoption de l'IA au Canada n'a pas franchi le cap d'une majorité précoce. La question de savoir pourquoi l'IA n'est pas utilisée de manière omniprésente nous a menés à examiner le vaste fossé qui sépare les entreprises qui se lancent dans la transformation numérique, l'IA étant la clé de voûte, et celles qui restent en deçà.

2.3. Les PME dans le contexte de la présente recherche

Il y a déjà un grand nombre d'études sur le déploiement des TI dans les petites et moyennes entreprises (PME) et, dans une certaine mesure, dans le secteur manufacturier (Raymond et Bergeron, 1996; Raymond et Blili, 2001, Dangayach et Deshmukh, 2001; Raymond et Bergeron,

2008; Francalanci et Morabito, 2008). La Direction générale de la petite entreprise de l'organisme fédéral Innovation, Sciences et Développement économique Canada (ISDE), définit la PME comme un établissement commercial comptant de 1 à 499 employés rémunérés⁴. Selon les statistiques les plus récentes, 99,4 % des fabricants canadiens et 98,3 % des entreprises de logiciels canadiennes sont des PME (ISED, 2020)⁵. Par conséquent, les PME se taillent la part du lion en ce qui concerne l'emploi et la contribution au PIB du pays.

Il est particulièrement intéressant de s'intéresser aux PME, car il a été démontré que l'harmonisation entre leur stratégie TI et leur stratégie d'affaires contribue de manière significative à la performance commerciale de ce type d'entreprise (Chan et Horner Reich, 2007a; Chan et Horner Reich, 2007b, Raymond et Bergeron, 2008). En effet, les technologies de l'information ne sont pas en elles-mêmes le moteur de la performance des entreprises. Elles doivent être accompagnées d'un changement organisationnel plus large (Francalanci et Morabito, 2008) : le changement que constitue la transformation numérique dans le contexte de l'industrie 4.0. L'Internet et les technologies de soutien, dont l'intelligence artificielle fait partie, peuvent servir d'épine dorsale pour l'intégration des objets physiques et des machines, des acteurs humains, des chaînes de production et d'assemblage ainsi que des processus à l'échelle de l'organisation, et au-delà de ses frontières, pour former une chaîne de valeur intelligente, agile et connectée.

Dans le contexte de la présente étude, nous incluons les entreprises de logiciels dans les PME du secteur manufacturier, car elles jouent un rôle de soutien important des processus de transformation numérique des entreprises de fabrication et parce qu'elles représentent la majorité (91 %) des entreprises du secteur canadien des TIC (ISDE, 2020 - voir la Figure 2). Elles sont reconnues comme étant des « sources d'innovation » (Baskerville et Pries-Heje, 1999, cités dans Butler et Murphy, 2008, p. 331). En outre, 98,3 % des entreprises de logiciels au Canada sont des PME (ISDE, 2020 - voir la Figure 3).

Les PME du secteur du logiciel sont donc une partie prenante essentielle dont l'influence sur l'économie est déterminante. Il nous faut mieux comprendre leurs capacités, leur perspective et la manière dont elles s'engagent dans ce processus. Soulignant le rôle critique des PME du logiciel, les chercheurs se sont déjà penchés sur leur façon de bâtir et d'appliquer leurs capacités commerciales et leurs systèmes d'information (SI) (Butler et Murphy, 2008). Quant à la présente recherche, nous portons un regard ciblé sur les PME manufacturières et les PME de logiciels engagées dans un processus de transformation numérique axé sur l'IA.

⁴ Innovation, Science et Développement économique Canada (ISDE). Principales statistiques relatives aux petites entreprises — 2020 (en ligne). (consulté le 10 décembre 2020). Internet : https://www.ic.gc.ca/eic/site/061.nsf/fra/h_03126.html#definition.

⁵ Innovation, Science et Développement économique Canada (ISDE). Tableau 8 : Taux de croissance annuel moyen et contribution au changement net de l'emploi par secteurs d'activité et par tailles d'entreprise, 2014-2019 (en ligne). (consulté le 10 décembre 2020). Internet : <https://www.ic.gc.ca/eic/site/061.nsf/fra/h_03126.html#table8>.

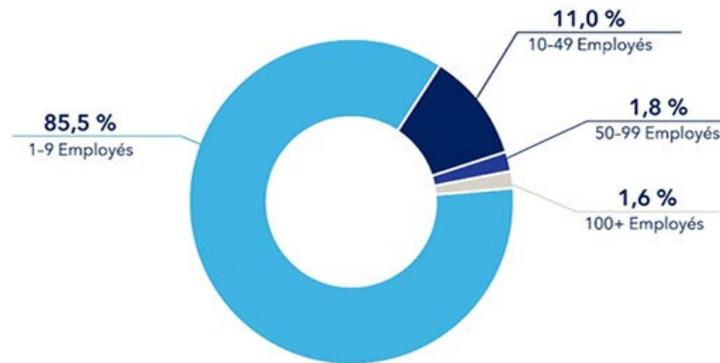
Figure 2. Entreprises par sous-secteur des TIC, 2020



Source : Innovation, Science et Développement économique Canada (ISDE)
https://www.ic.gc.ca/eic/site/ict-tic.nsf/fra/h_it07229.html.

Note : Au Canada, le secteur des TIC comprend les services comme le développement de logiciels, la conception de systèmes informatiques, le traitement de données, ainsi que la réparation et l'entretien de matériel électronique et de précision.

Figure 3. Secteur des TIC : Répartition par taille d'entreprise, 2020



Source : Innovation, Science et Développement économique Canada (ISDE)
https://www.ic.gc.ca/eic/site/ict-tic.nsf/fra/h_it07229.html.

2.4. Modèles de maturité dans le contexte de la gestion des TI

La recherche sur l'industrie 4.0 — également appelée fabrication intelligente (Kang et al., 2016) — n'a rien perdu de son élan, ni chez les universitaires ni chez les praticiens (Kagermann et al., 2013; Thoben et al., 2017; Rojas et al., 2019). Cela peut s'expliquer en partie par le fait que la transformation réussie par la mise en œuvre de technologies intelligentes demeure un défi de taille pour de nombreuses entreprises (Hübner et al., 2017), en particulier, comme le soulignent les recherches récentes, le passage à la fabrication intelligente pour les PME (Rauch et al., 2020). Par

conséquent, les chercheurs ont tenté de développer des modèles d'évaluation de la maturité pour les PME (Rauch et al., 2020; Schumacher et al., 2016). Le terme désigne la qualité ou l'état d'être mature, notamment un développement achevé, évoquant les notions de croissance et de développement (Dictionnaire Merriam Webster). Dans la littérature consacrée à la gestion des TI, la maturité est perçue comme une compétence, une capacité et un niveau de sophistication (de Bruin et al., 2005), et le modèle de maturité est défini comme un instrument permettant de conceptualiser et de mesurer la maturité d'une organisation ou d'un processus par rapport à un état cible (Schumacher et al., 2016, p. 162).

Les modèles de maturité sont utiles, car ils permettent de mieux positionner l'organisation et de trouver de meilleures solutions pour réaliser le changement (Becker et al., 2009, p. 213). Selon Becker et al. (2009, p. 213), un modèle de maturité est constitué d'une séquence de niveaux de maturité pour une classe d'objets et il présente une trajectoire d'évolution anticipée, souhaitée ou typique de ces objets sous forme d'étapes discrètes. Naturellement, une entreprise peut se trouver à un stade initial ou d'introduction, où ses capacités ne sont pas encore identifiées, et traverser les différents stades jusqu'à atteindre la maturité en ce qui concerne ses capacités dans le domaine visé.

Parmi les études importantes sur la gestion informatique dans l'industrie 4.0, celle de Schumacher et al. (2016) propose un modèle de maturité comportant neuf dimensions. Quatre dimensions évaluent les facilitateurs de base, c'est-à-dire les produits, les clients, les opérations et la technologie. Les autres, notamment la stratégie, le leadership, la gouvernance, la culture et les personnes, renvoient aux aspects organisationnels. Rauch et al. (2020), quant à eux, répertorient quatre dimensions principales — les opérations, l'organisation, la socioculture et la technologie — en fonction desquelles ils classent les entreprises en cinq niveaux de maturité. Leur recherche porte sur la gamme de technologies de l'industrie 4.0 et établit une distinction entre les technologies axées sur les données (l'infonuagique, la cybersécurité et l'IA n'en sont que quelques exemples) et les technologies axées sur les processus (la fabrication additive [impression 3D], la robotique de collaboration et la maintenance prédictive en font partie).

L'élaboration de modèles de maturité ne concerne pas seulement les technologies. Le « champ d'application » et la « conception », en tant qu'éléments nécessaires des modèles de maturité (voir de Bruin et al., 2005), jouent un rôle important dans leur utilisation et leur adaptation au contexte. Le champ d'application concerne la finalité du modèle (spécifique à un domaine ou général) ainsi que les parties prenantes (universitaires, praticiens, pouvoirs publics, une combinaison de parties prenantes) (voir de Bruin et al., 2005). La conception concerne, entre autres, les usagers et l'application du modèle de maturité (voir de Bruin et al., 2005). Ainsi, un modèle de maturité peut être élaboré pour l'équipe de direction d'une entreprise dans une région, et un autre modèle pour les partenaires ou les vérificateurs d'un conglomérat qui s'étend sur plusieurs régions.

Dans la présente étude, ayant pris en compte ces spécificités, nous avons entrepris d'élaborer un modèle de maturité basé sur l'IA pour un domaine bien précis. Les technologies de l'IA font partie

de l'industrie 4.0. Notre objectif n'était pas de créer un modèle de maturité général comme le Total Quality Management (TQM) qui concerne la qualité des processus en général et qui peut être appliqué à différents contextes de fabrication. Nous nous concentrons plutôt sur une niche, à savoir la transformation numérique axée sur l'IA dans les PME au Canada. Dans ce contexte, la plupart de nos données sont recueillies dans les provinces de l'Ontario et de Québec, auprès d'acteurs gouvernementaux et de praticiens, en tant que parties prenantes importantes, ainsi qu'auprès des usagers du modèle.

3. MÉTHODOLOGIE

3.1. Devis de recherche et données

La R-D dans le domaine scientifique et industriel est assez avancée au Canada. En revanche, la mise en œuvre de projets d'IA dans les entreprises manufacturières en est encore à ses balbutiements. Par conséquent, nous avons affaire à un phénomène qui est fluctuant et en pleine évolution. En outre, l'adoption et l'intégration de l'IA chez les fabricants canadiens font l'objet d'un débat et d'efforts qui sont encore inachevés. En effet, aux tables rondes organisées par Next Generation Manufacturing Canada (NGen) ou aux séminaires du MIT (voir le Tableau 3 de l'annexe II), nous avons entendu des cadres supérieurs et des agents techniques de haut niveau considérer l'intégration de l'IA de manière plutôt prudente.

La présente étude vise à explorer l'adoption de l'IA, principalement l'AA, par les PME manufacturières du Québec et de l'Ontario. Nous nous attachons principalement à déterminer quels types d'entreprises intègrent l'AA dans leur production, leur offre de services et leurs processus de travail et de cerner ce qui les caractérise. La recherche qualitative inductive est appropriée pour l'examen de l'adoption de l'IA, car celle-ci dépend fortement du contexte.

Nous avons recueilli des données par le biais d'entretiens⁶ et de discussions de groupe, employant un échantillonnage par choix raisonné (Kumar et al., 1993) et la méthode de la boule de neige (Lincoln et Guba, 1985) pour identifier les répondants et les informateurs clés qui ont un aperçu du processus d'adoption de l'IA. L'échantillonnage ciblé nous a permis de respecter l'exigence de la technique de comparaison constante, c'est-à-dire la comparaison systématique des données recueillies des différents informateurs au fil du temps (Strauss et Corbin, 1990; Glaser et Strauss, 1967). Il s'agit d'un élément essentiel de notre phase de collecte de données. Dans l'ensemble, nous avons mené 27 entretiens formels approfondis et ciblés représentant 1 337 minutes de données enregistrées. Nous avons également analysé le contenu de cinq groupes de discussion sur le thème de l'IA (390 minutes). Les entretiens ont été une riche source d'informations, mais nous avons voulu assister à des tables rondes sur l'IA pour pouvoir poser des questions aux intervenants et aux participants afin de clarifier davantage notre processus de réflexion. Les tables rondes ont

⁶ L'annexe II présente un échantillon de questions d'entretien et des informations sur la manière dont le guide d'entretien a été élaboré.

servi de sources secondaires de données, sauf pour les informations obtenues en réponse à nos questions, que nous avons considérées alors comme données primaires.

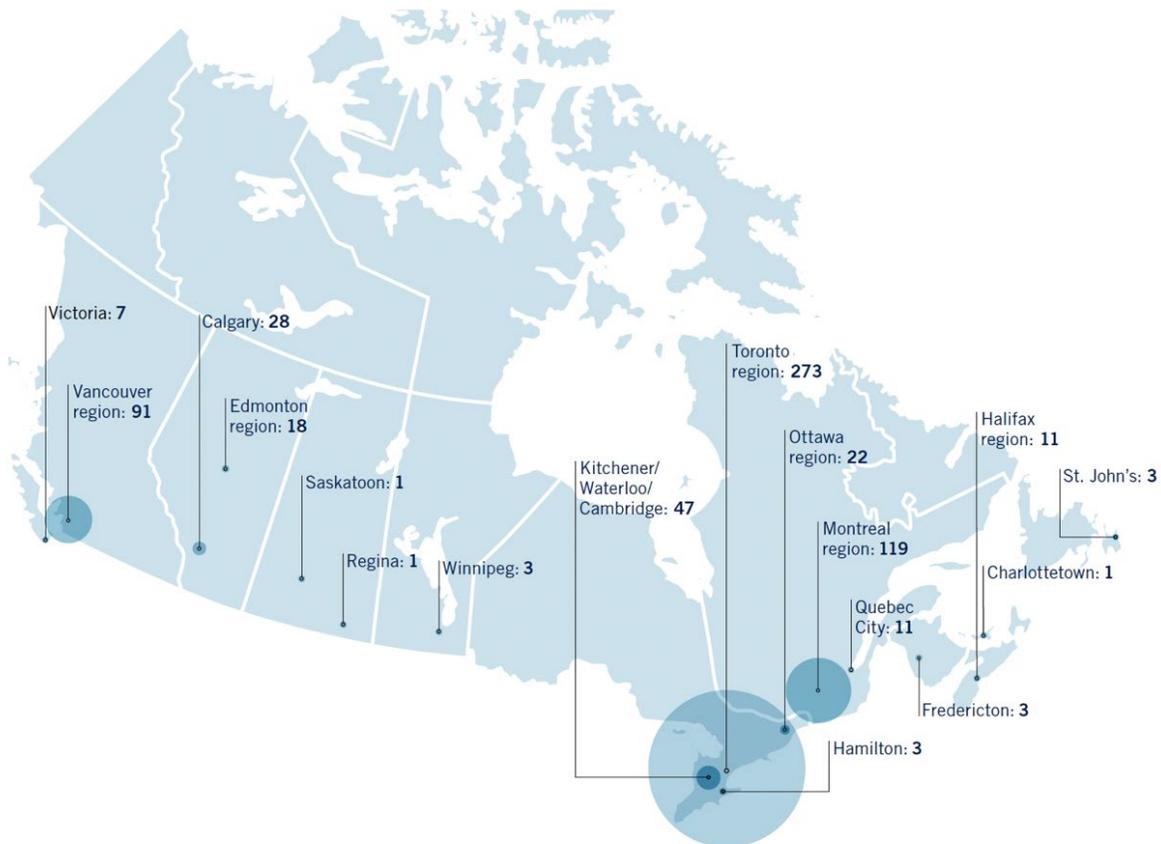
Les personnes que nous avons interrogées occupent soit des postes de direction (p. ex. PDG, directeurs de la stratégie) soit des postes techniques (p. ex. directeurs de la recherche, responsables techniques) dans des entreprises orientées vers le développement de solutions basées sur l'IA (services et produits) ou dans des entreprises qui utilisent ces solutions. Nous nous sommes concentrés principalement sur les régions de Montréal et de Toronto, où sont localisées la plupart des entreprises axées sur l'IA (voir la Figure 4), mais nous avons également exploré d'autres régions en suivant la technique de la boule de neige (voir les tableaux 2 et 3 de l'annexe I pour plus de détails sur le profil des entreprises auprès desquelles nous avons recueilli les données qualitatives primaires et sur les sources de nos données secondaires).

3.2. Analyse des données

Aux fins de cette recherche, nous utilisons les méthodes d'analyse des données de la théorisation ancrée. Notre approche interprétative implique un processus itératif de collecte et d'analyse simultané des données, ainsi que la recherche de nouveaux informateurs sur la base des informations jugées importantes par les informateurs précédents. Par conséquent, nous avons travaillé avec un échantillon évolutif et de plus en plus pertinent jusqu'à ce que nous parvenions au constat qu'aucun thème supplémentaire n'émergeait — un point de rupture dans la collecte et l'analyse des données appelé saturation théorique (Glaser et Strauss, 1967). Le contenu des entretiens transcrits a été analysé sur la base de procédures systématiques : méthode comparative constante — comprenant des techniques de codage ouvert, axial et sélectif — selon les procédés définis par Strauss et Corbin (1990) et Gioia et al. (2012). Les codes générés par la procédure de codage ouvert (c'est-à-dire l'identification, l'étiquetage et la catégorisation des concepts) représentent les éléments de base de notre modèle ancré émergent.

Au cours de la phase de codage ouvert, nous demeurons aussi fidèles que possible aux termes employés par les informateurs, en essayant de ne pas les distiller davantage en catégories, conformément aux recommandations de Gioia et al. (2012). Ensuite, nous recherchons l'*ajustement logique* et la *pertinence* entre et parmi les (bouts de) codes pour former des catégories ou des concepts riches et denses qui représentent des lignes de codes bien reliés (qui réfèrent au même incident ou phénomène). Nous établissons alors des liens entre ces concepts (c'est-à-dire la procédure de codage axial) en observant comment ils interagissent (un concept provoque un changement ou intervient dans la fonctionnalité d'un autre, par exemple). Bien que le fait de suivre un ensemble de lignes directrices ait contribué à la rigueur de notre étude, dans l'ensemble, le processus de codage — au-delà de l'analyse ligne par ligne — a été un processus subjectif et créatif qui a nourri notre réflexion. Au terme de ce processus, nous avons dégagé six thèmes principaux : la disponibilité des données, la capacité technique, l'infrastructure, les ressources financières, la réceptivité du point de vue de la culture organisationnelle et l'ampleur du changement. Ces thèmes seront examinés dans la section 4.1.

Figure 4. Principales concentrations d'entreprises d'IA par province



Source : Canada's AI Ecosystem (l'écosystème canadien de l'IA)

https://d3n8a8pro7vhmx.cloudfront.net/uot/pages/301/attachments/original/1594219597/GRO_AI_Report_FINAL_2.pdf?15942

4. CONSTATATIONS

Les discussions que nous avons eues avec des experts du secteur, issus d'entreprises spécialisées dans l'IA ou d'entreprises qui souhaitent réellement mettre en œuvre un système d'IA, révèlent qu'il s'est avéré plutôt difficile d'intégrer l'IA dans les projets et les processus de travail courants. Cela prend certainement plus de temps que prévu et engendre des coûts considérables. D'après les propos d'un grand nombre de nos interlocuteurs, l'IA n'est pas un dispositif prêt à l'emploi comme peut l'être un ordinateur de bureau. Il s'agit d'une transformation organisationnelle complexe qui comporte six dimensions (thèmes) : la disponibilité des données, la capacité technique, l'infrastructure, les ressources financières, la réceptivité et l'ampleur du changement. Dans les paragraphes suivants, nous présentons d'abord les six principaux thèmes explorés, puis nous introduisons l'échelle de maturité de l'adoption de l'IA dans une tentative de décortiquer et d'expliquer la complexité du processus de transformation.

4.1. Les six thèmes principaux

4.1.1. Thème 1 : Disponibilité des données

Un exemple de grande réussite est celui d'un fabricant de pièces de haute précision du secteur de l'aéronautique (code de l'interviewé : I009-I). Un cadre supérieur de cette entreprise de taille moyenne nous a raconté son parcours d'intégration de l'IA qui a commencé avec un simple projet pilote. L'entreprise s'est vite rendu compte de l'ampleur des changements qu'il fallait apporter en partant de la base avant de passer à un niveau supérieur. Elle ne pouvait pas introduire l'IA sans d'abord introduire des données. Il lui a fallu environ dix ans pour passer d'une organisation classique à une organisation qui utilise des données.

D'après notre informateur, l'IA est un outil parmi de nombreux autres outils tels que l'infonuagique, les NoSQL, l'ERP, etc. L'IA est perçue comme un moyen pour atteindre une fin : l'augmentation de la productivité de la main-d'œuvre ou des machines. Cependant, pour qu'une entreprise puisse appliquer avec succès un modèle d'AA à un processus de travail, elle doit non seulement avoir accès à une grande quantité de données épurées de qualité, mais aussi mettre en place des processus pour continuer la collecte, le stockage et l'organisation de ces données. Par conséquent, elle doit, dans l'ordre, d'abord s'enrichir en données avant de tirer parti de l'IA. Les citations suivantes soulignent l'importance de ce constat.

« “For me the AI is not the beginning of the process, it is the end of the process... AI today is just another tool in your toolbox, as expert systems, as algorithms, as statistics, etc. But all those tools need data. And that's what's important. If you have the right data, you can use any of those tools, and if you don't have good [cleaned] data, if you have to clean the data too much [cost of cleaning exceeds its benefits], like Big Data taking a lot of computing power and we do not talk about it as much today. Today, we prefer to have clean structured data.”

« ... When I speak with AI specialists, top experts, and scientists, they have the algorithms, they have the models to find the solution, but the problem is they don't have the data to see their models at work. »

« The most important part is what they don't see, that is data! »

(Code de l'interviewé : I009-I)

Pour qu'une entreprise puisse innover en utilisant des données à l'échelle de l'organisation, elle doit procéder à divers changements pour s'assurer que les données sont générées, stockées et conservées de manière adéquate et appropriée. Nos informateurs mettent l'accent sur le fait de « maintenir un niveau élevé d'intégrité des données » et de « créer de l'espace pour les données » dans l'organisation⁷.

⁷ Note : Pour faciliter la lecture des phrases, toutes les citations provenant des entrevues qui sont intégrées dans le corps du texte ont été traduites.

« When we produce a part, we have all the information about that part. That helps us improve the part. It is like when we look at the bread. You have water, flour, and salt, you can make multiple types of bread. It is the way you mix that creates something different. It is the same thing with our parts using aluminium, we need to figure out what mix makes the best result at the end. This process needs data, information, and experiment to create the right formula. »

(Code de l'interviewé : I009-I)

Quelques années après avoir investi des sommes très importantes dans son infrastructure informatique, l'entreprise en question s'est rendu compte qu'elle devait procéder à d'autres mises à niveau majeures (par exemple, changer les systèmes informatiques). Cependant, une fois cette étape initiale franchie, il n'y avait plus de retour en arrière. Les nouvelles routines organisationnelles ont donc été solidifiées, comme l'ont été les nouveaux comportements pour être en phase avec le chemin parcouru. Aujourd'hui, cette entreprise, forte de ses données, fonctionne de manière bien différente qu'autrefois.

4.1.2. Thème 2 : Capacité technique

Il est très important de poser les bases de l'intégration de l'IA pour réussir la transformation numérique dans une organisation. Ce n'est pas une tâche facile; elle nécessite une transformation tant sur le plan technologique que sur le plan de la culture organisationnelle. Pour les PME, la tâche est encore plus ardue, car elles manquent souvent les compétences et l'expertise nécessaires à l'intégration et à la mise en œuvre de l'IA. Même pour les entreprises téméraires, le chemin de l'intégration est parsemé de *«frictions causées par des attentes souvent irréalistes qui demeurent inassouvies»* (I006-F).

Ainsi, la question clé qu'il faudra se poser est la suivante : *« Y a-t-il un architecte système au sein de l'organisation qui pourra planifier et poser les bases de l'intégration de l'IA? »* (I006-F). Traditionnellement, les systèmes de l'entreprise et les systèmes industriels ou de production ont été configurés pour fonctionner en silo. Cela signifie que chaque système doit avoir sa propre équipe d'informaticiens pour gérer le réseau sous-jacent, sa sécurité, ses processus de gestion des données. On voit souvent des séparations rigides même au sein d'un même réseau en termes de fonctions de sécurité et de gestion des données une fois que l'architecture globale est opérationnelle.

« Changes in skills caused by integration of AI is more the question of how the top management supports their employees and perceives and present the issue of upskilling. »

« For small companies, AI presents a tool, an opportunity. Managers see this opportunity; they see what other companies do with AI and they want to do the same. But they don't necessarily know how or how the process is working. They often lack the expertise and skills to integrate AI into their organizations work processes. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

« Deployment is a huge piece and has been a focus of our company. And it is already working very well. A platform that trains the model is ultimately useless if a firm cannot integrate it seamlessly and easily into their own systems and apps by their in-house IT team and not a huge team of developers. So that is probably the biggest return and gain. Integration is a single biggest hurdle that firms cannot handle on their own easily. »

(Code de l'interviewé : I006-D)

4.1.3. Thème 3 : Infrastructure

L'introduction de l'IA qui accompagne la quête de l'efficacité exige une intégration croissante des systèmes informatiques de l'organisation dans son ensemble et des équipes qui les gèrent. Aussi, et les personnes et les technologies doivent travailler de manière intégrée. Cela nécessite « *la conception d'une nouvelle architecture de systèmes* » (I006-F) et la mise en place d'une « *fonction de coordination de ces équipes* » (I006-F) pour atteindre l'objectif, pour s'assurer que le nouveau système fonctionne et communique sans heurts, et pour amener l'organisation à passer d'une culture d'exploitation des données à une culture d'exploration des données.

« Some firms think that integrating AI is like adding a new computer to the company! They can ask an ML specialist and it happens at a snap of a finger. This is rather a simplistic view of AI implementation. This can also sometimes create friction within the organization looking into AI integration. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

“It took our company about a decade to put in place data integration systems that are enterprise-wide inter-connected - connecting our applications, machines, humans and robots altogether [...] Yet after 2 years this system infrastructure creates a bottleneck for our organization's growth. So, we are re-developing the whole system, with new database technology and cloud computing to make that system more efficient. It is a continuous process. You always have to invest money in your IT infrastructure. It is true that our initial investment turned into a sunk cost, but it was the way to go about it.”

(Code de l'interviewé : I009-I)

4.1.4. Thème 4 : Disponibilité des ressources financières

Un thème central qui revenait régulièrement dans les discussions est celui du rendement du capital investi (RCI). C'est une des premières questions que les clients ou les partenaires du secteur manufacturier posent aux entreprises axées sur l'IA. Le RCI est en effet à la fois important et problématique. Étant donné le taux élevé d'obsolescence technologique, les systèmes d'information qui évoluent rapidement et les marchés incertains, il devient de plus en plus difficile pour les entreprises d'investir dans la technologie. « *L'investissement irrécupérable* » (I006-F) et la « *peur de l'échec* » (I006-F) ont souvent été cités comme raisons pour l'hésitation des entreprises à adopter et à appliquer l'IA.

Le fait de ne pas être prêt ou disposé à s'engager dans le processus de changement nécessaire à la transformation de l'IA fait en sorte que les gestionnaires reculent devant la prise de décision et passent « *de l'optimisme au scepticisme* ». Certains ne se lancent même pas dans l'aventure, car ils ne sont pas en mesure d'évaluer le coût final de l'adoption de l'IA et de le mettre en balance avec des avantages inconnus. Les risques et l'incertitude constituent donc un obstacle à l'adoption.

« Let's say we deploy a model to do this task, what will be my return on my investment? »

(Code de l'interviewé : I006-F)

L'investissement dans l'infrastructure de données est également considéré comme inévitable. Une personne interrogée, dont l'entreprise a accompli avec succès la transformation numérique, mentionne :

« Les coûts irrécupérables existent, et vous devez être prêt à expérimenter. Les systèmes d'information ne sont pas comme les investissements dans les bâtiments. Ces derniers temps, la valeur est passée des biens tangibles aux biens intangibles. Regardez Tesla! Pourquoi Tesla vaut-il si cher? Les gens peuvent voir Tesla comme une voiture. Tesla n'est pas une voiture, c'est un dispositif de capture de données. Donc, la valeur est la valeur des données. »

(Code de l'interviewé : I009-I)

Le questionnement autour du RCI est légitime, mais la réponse est très compliquée. Notre interlocuteur (I006-F) propose aux dirigeants de se poser les questions suivantes pour les aider à évaluer l'ampleur des changements à opérer dans leur processus de transformation numérique et donc le montant de l'investissement nécessaire en termes de temps, d'infrastructure et de fonds.

- *« Is our organization a data-driven organization? Do we have data, or should we start collecting it? »*
- *How collaborative my team is with the team of consultants? Are there going to be major frictions that can slow down, or even worse, eventually break up the whole partnership?*
- *How far away our IT infrastructure is from being ready to integrate AI, both from hard skills and power skills?*
- *How much risk are we willing to accept?*
- *Is AI integration for us a keep-up-with-the Jones's IT strategy or one that is tightly aligned with our overall corporate strategy?*
- *What are the chances that the project drags on or will be suspended due to internal challenges and resistance? »*

(Code de l'interviewé : I006-F)

Pour une entreprise qui doit repartir de zéro pour mettre à jour son infrastructure informatique et qui doit investir dans le perfectionnement professionnel de ses ingénieurs et de son personnel, le processus sera naturellement plus coûteux que pour une entreprise qui a moins d'éléments à

changer et à améliorer. Dès lors, le RCI n'est pas une question sur laquelle on peut statuer sans effectuer une vérification en bonne et due forme de la situation financière actuelle de l'entreprise. Il faut quelques années pour réaliser la transformation et pour être en position d'en mesurer clairement les bénéfices.

Bien qu'il existe plusieurs consortiums, programmes de financement et réseaux provinciaux et fédéraux pour soutenir les projets d'IA, nos informateurs affirment que dans leurs milieux respectifs, de nombreuses petites entreprises ne savent toujours pas comment tirer parti de ces soutiens financiers. Ceci est principalement dû au fait qu'elles n'ont pas les ressources humaines nécessaires pour rechercher ces possibilités de financement et monter un bon dossier en temps voulu. De surcroît, pour les financements qui requièrent des demandes conjointes, c'est-à-dire qu'une petite ou moyenne entreprise doit s'associer à une plus grande entreprise pour pouvoir en bénéficier, les PME sont loin de répondre aux attentes. Les grandes entreprises disposent de beaucoup plus de ressources et de réseaux plus étendus, qui leur permettent d'exploiter efficacement ces possibilités. En soi, l'établissement d'un partenariat peut constituer un obstacle à la réalisation des projets de transformation axés sur l'IA des PME. Le « syndrome du pompier » (Terziowski, 2010, p. 892) et les ressources limitées des PME en général, et des industries manufacturières en particulier, ont fait l'objet de nombreuses études (Hudson et al., 2001; Terziowski, 2010). En ce qui concerne la recherche et la demande de financement pour des projets de transformation numérique par l'IA spécifiquement, une des personnes interviewées les perçoit comme « un obstacle technique » (I006-F).

« One involuntary negative impact of partnership requirements for AI funding opportunities is that those small firms that are already embedded in a supply chain of large companies will be in a more favourable position, than those who are not. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

4.1.5. Thème 5 : Culture et réceptivité organisationnelles

La disposition et la réceptivité du point de vue de la culture organisationnelle ont un poids décisif lorsqu'il s'agit d'adopter l'IA. L'opération de l'IA implique une culture qui lui est propre. L'expérience de nombreuses entreprises avec les données se résume à « l'exploitation des données » (I006-F), alors que dans les projets d'IA, en particulier l'AA, elles doivent fonctionner dans le « paradigme de l'exploration des données » (I006-F). L'objectif ici est d'utiliser les données pour explorer, pour faire des prédictions sur la base de différents modèles de données et pour innover, et non plus de les utiliser uniquement pour les opérations quotidiennes. Par conséquent, la transformation culturelle est tout aussi nécessaire que la transformation technologique, comme l'a souligné une personne interrogée :

« Digital transformation can be best understood in French as 'transformation numérique' – where there is a cultural aspect to it. Culture element is critical. For instance, buying a smart phone is not just about making phone calls, it gives you the option to deploy a number

of productivity enhancing apps, and change the way you work. The whole cognitive process that you use to work with your phone changes your habits as well. It is the same with AI, it is more than just technology. It is a cultural transformation as well as a technological one. »

« Top executives can be very enthusiastic in adopting AI, but what about those IT technicians and engineers who will actually engage in the whole integration process, upskilling and on-the-job training? »

« Sometimes managers have to smooth the integration process and overcome internal resistance to change which takes time, and it costs.... Executives need to build more consensus toward transformation by educating employees about how transformation will happen. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

La transformation culturelle touche l'ensemble de l'organisation : les cadres supérieurs, les cadres intermédiaires, les agents chargés des technologies de l'information et les travailleurs de première ligne. « *La résistance et le sabotage* » ne sont pas une réalité du passé, ils jouent toujours un rôle dans la réussite ou l'échec des projets d'IA. Qu'est-ce qui motive un employé qui a quitté les bancs d'école il y a déjà quelques décennies à changer, à se perfectionner et à commencer à faire les choses différemment ? C'est un problème que les gestionnaires doivent régler à l'interne. Des frictions, de la résistance et du sabotage peuvent provenir des employés des échelons intermédiaire et inférieur : c'est la dimension culturelle de la transformation numérique.

En outre, lorsque les données deviennent l'ingrédient essentiel du processus décisionnel, cela a des répercussions sur la prise de décision dans l'entreprise. Une des personnes interrogées illustre cette problématique en faisant un parallèle avec la « *météo* » : on ne regarde plus le ciel et la forme des nuages pour savoir quel temps il fera demain, on fait confiance aux systèmes pour le déterminer sur la base de données. Cependant, aussi simple que cette logique puisse paraître à première vue, il n'est pas facile de la mettre en œuvre dans une organisation aux habitudes bien ancrées.

Toutefois, parmi les exemples recensés il y a des réussites, comme celle d'une entreprise (I009-I) qui a su forger de nouvelles routines et remodeler la structure organisationnelle sous-jacente pour passer d'une organisation classique axée sur l'expérience à une organisation axée sur les données. Le bras de fer qui peut s'engager avec les gestionnaires et les experts, qui campent sur leurs positions figées de prise de décision basée sur l'expérience plutôt que sur des données, n'est pas facile à gagner. Le débat n'est pas simple. D'un côté, « *en tant que gestionnaire, vous devez faire plus confiance aux données qu'à votre expérience [...] quitte à devenir moins indispensable à votre organisation* » (I009-I).

La pierre d'achoppement ici n'est pas les données, mais la légitimité des cadres supérieurs, leur mentalité et leur style de gestion. Plus précisément, certains cadres supérieurs veulent être la source privilégiée de connaissances expérientielles, car cela leur confère une légitimité. Ils perçoivent le processus décisionnel fondé sur les données comme un rival et non comme un élément

complémentaire à leur rôle. C'est pourquoi certains d'entre eux ne facilitent pas la transformation numérique. Il est donc important de mettre en valeur l'avantage de s'appuyer sur les données dans la prise de décisions tout en évitant que le nouveau paradigme décisionnel ne soit vu comme une menace pour la valeur perçue de l'expérience des cadres supérieurs dans le processus décisionnel. Les citations suivantes illustrent ce point.

« Many enterprises' issue with AI is that there are very small numbers of top managers who use data. This is mainly because top managers are proud to show they have experience. Top managers are proud to explain that they can make decisions like that. But in reality, what we should do as top managers is to explain to employees how to use the data to make the right decision. »

« Organizations should remove the power of intuition, the power of experience. When people say, 'I know' 'I have the experience'... every decision must be made based on data. If you don't understand where the decision comes from, you cannot evaluate the decision. »

(Code de l'interviewé : I009-I)

Il est indéniable que le fait de s'appuyer sur des données et des algorithmes d'AA pour remplacer la main-d'œuvre pour certaines tâches a des répercussions considérables sur le marché du travail et peut donc légitimement susciter des craintes, en particulier chez des cadres supérieurs qui ont fait leurs preuves. Comme le notent Dengler et Matthes (2018, p. 304), « ces craintes ne sont pas nouvelles ». L'essentiel est de faire la distinction entre les tâches précises et les professions. Les études sur les répercussions de la transformation numérique sur le marché du travail soulignent le fait que ce sont des tâches qui sont affectées et non des métiers (Dengler et Matthes, 2018). En effet, nous sommes d'avis que la prise de décision en tant que tâche de gestion peut être facilitée et améliorée par l'IA. Une dépendance accrue des données et des modèles d'AA pour prédire les résultats ne rend pas les décideurs moins pertinents, pas plus que l'IA ne rend leurs professions redondantes. Au contraire, l'AA est un outil qui peut faciliter les tâches des gestionnaires et leur donner les moyens de prendre plus rapidement des décisions plus éclairées et mieux étayées grâce à des processus vérifiables.

4.1.6. Thème 6 : Portée du changement

La portée du changement renvoie au degré d'intégration de l'IA dans les projets et les processus de travail de l'entreprise, c'est-à-dire le champ d'application de l'IA dans le contexte organisationnel. Les personnes interviewées (I004-D et I006-F) décrivent l'introduction initiale de l'IA dans l'environnement de travail comme « *projet pilote* » dans la mesure où « *après le déploiement précoce, si l'entreprise a une vision, elle peut toujours explorer plus avant et accélérer ses projets d'IA en engageant des experts externes* » (I004-D). La citation suivante illustre davantage ce point.

« Rome was not built overnight! Our AI platform grows with our clients. As time progresses, our quarterly releases give them more and more power to start applying the ML the way they want to apply it. »

(Code de l'interviewé : I004-D)

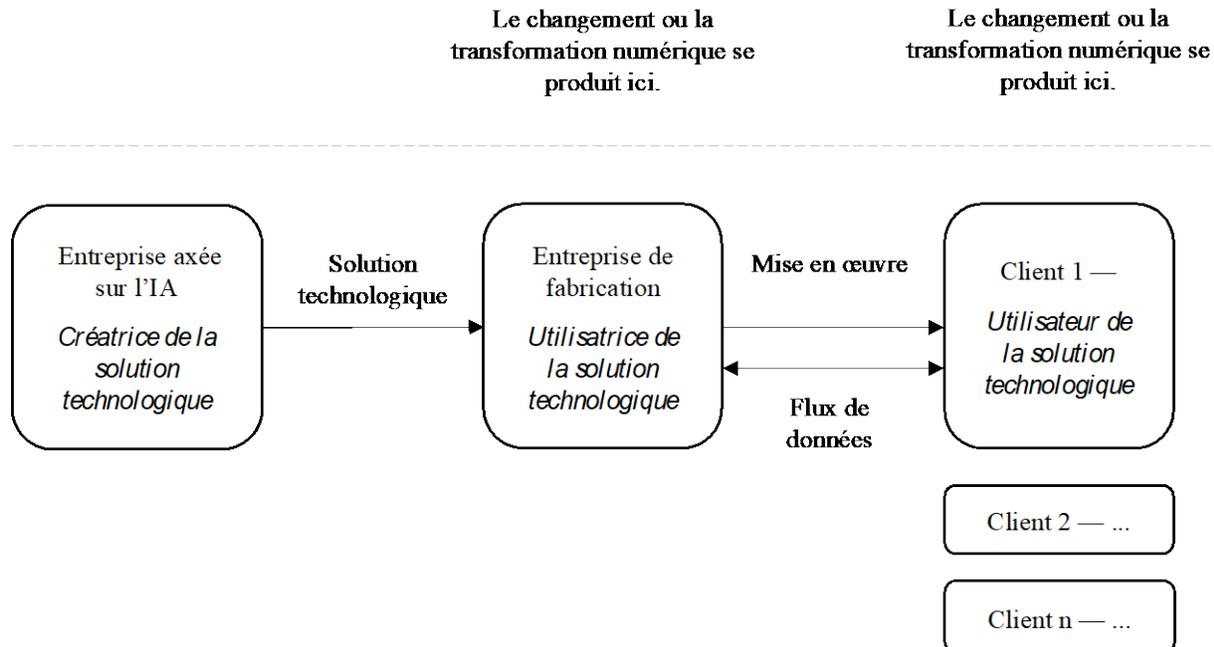
Prenons l'exemple d'une entreprise axée sur l'IA (I006-F) qui développe une solution d'AA pour un client qui produit des installations de recyclage à différents endroits dans le monde (voir Figure 5). Normalement, lorsqu'un problème survient avec une pièce de machinerie dans l'installation d'un client, l'opérateur du client est censé assurer le suivi et planifier des travaux d'entretien. La situation peut se compliquer davantage lorsque le client se trouve dans un pays ou une région géographiquement éloignée. Cela se traduit par des coûts d'exploitation plus élevés pour l'entreprise en tant que prestataire de services et par un temps d'attente plus long pour le client. La solution pour offrir un service rapide repose sur la mise en place d'un système de surveillance électronique. Cela implique l'installation de capteurs sur les machines pour les connecter en toute sécurité à une plateforme infonuagique afin de pouvoir surveiller les machines de toutes les installations à partir d'un centre. De cette manière, si un opérateur du service de surveillance reçoit des signaux d'une machine spécifique indiquant une possible anomalie de fonctionnement ou un arrêt imminent, le fournisseur de services peut lancer le processus de maintenance avant d'être sollicité par les opérateurs sur le terrain. Cet exemple montre que l'AA peut faciliter une prestation de service plus fluide et plus rapide. La solution met à la disposition du prestataire de services des données clés pour planifier à l'avance des tâches à exécuter, établir des scénarios, préparer des pièces de rechange, et elle lui permet de développer une relation plus professionnelle avec son client. Ce dernier sera plus satisfait grâce à la réactivité et la meilleure coordination offertes par le prestataire.

L'étape suivante consiste à recueillir et à accumuler suffisamment de données au fil du temps pour pouvoir développer des modèles statistiques et déployer des algorithmes d'AA afin d'améliorer la capacité de prédiction du système. La maintenance prédictive et la maintenance prescriptive peuvent automatiser le processus de va-et-vient entre les opérateurs de machines et les prestataires de services. Elles peuvent constituer l'objectif ultime qui non seulement garantit la satisfaction des clients, mais réduit également considérablement les coûts de réparation et de maintenance pour les deux parties.

Comme l'illustre la Figure 5, une entreprise de fabrication peut mettre en œuvre la solution d'AA dans un seul projet et pour un seul client. Cependant, si l'entreprise de fabrication met en œuvre la solution dans tous les projets de chacun de ses clients, ce processus l'aidera à créer, à collecter, à stocker et à analyser davantage de données qui, à leur tour, renforceront l'efficacité de ses modèles d'AA. En bref, plus l'entreprise de fabrication étend l'application de l'IA à ses projets et à ses clients, plus elle tire d'avantages en termes de gains de productivité et d'efficacité de son offre de services.

Pourtant, la mise en œuvre et, plus important encore, la mise en œuvre « réussie » de solutions optimisées par l'IA dépend de plusieurs facteurs : les données, l'infrastructure informatique (c'est-à-dire la capacité en infonuagique et la capacité technique en termes de personnel des TI et ses compétences techniques), l'investissement et un plan de changement, pour n'en citer que quelques-uns. Il s'agit de conditions préalables essentielles dont on ne peut faire l'économie.

Figure 5. Modèle linéaire d'innovation en IA impliquant une entreprise axée sur l'IA, une entreprise de fabrication et leurs clients



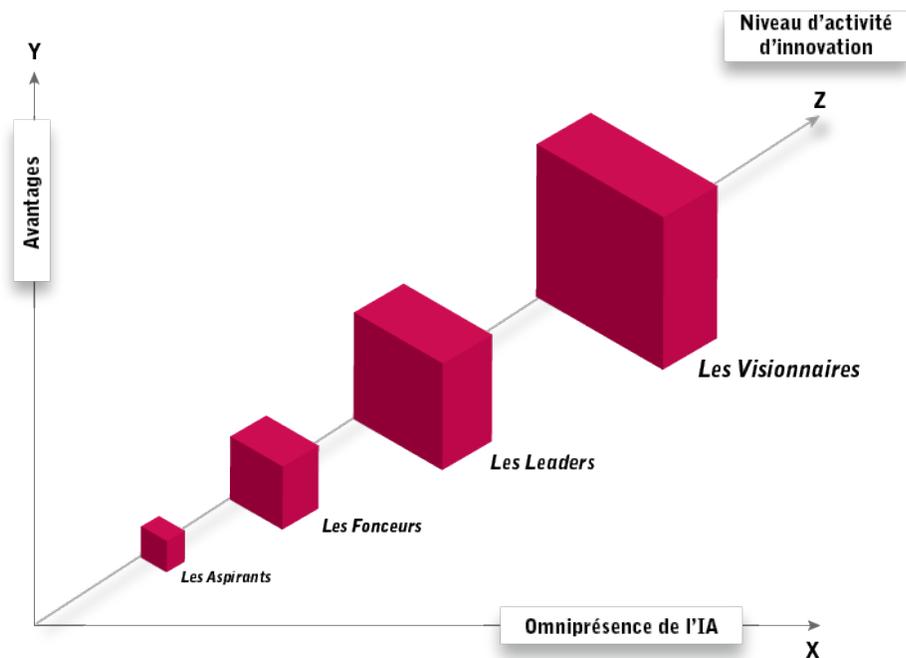
4.2. L'échelle de maturité de l'adoption de l'IA

Dans la littérature sur l'innovation, les objectifs d'amélioration de la productivité, de réduction des coûts de production, de réduction de la durée des opérations, etc., en tant que gains résultant de l'intégration de l'IA dans les entreprises manufacturières, sont également appelés « objectifs d'innovation ». Ce sont ces facteurs qui motivent la décision d'une entreprise d'entreprendre des « activités d'innovation » (OCDE/Eurostat, 2018). Au fur et à mesure qu'une entreprise intègre davantage de programmes d'IA dans son organisation, elle doit procéder à d'autres changements : étendre ses activités de R-D, investir dans la formation de ses employés, développer davantage de logiciels, ajouter ou améliorer ses bases de données, acquérir davantage d'actifs pour ses projets, accorder des licences pour le droit d'utiliser des inventions. Toutes ces activités sont des exemples d'activités d'innovation (voir OCDE/Eurostat, 2018, pp. 87-91).

Nous constatons ainsi qu'il existe une *échelle de maturité de l'adoption et de l'intégration de l'IA* en fonction du degré d'immersion d'une entreprise dans les algorithmes intelligents et de la mesure dans laquelle elle en récolte les fruits. En outre, plus l'entreprise étend le champ d'application de l'IA dans ses projets, ses processus de travail, ses relations avec ses clients et ses partenaires, plus

sa marge de cocréation et d'innovation s'élargit. Nous illustrons cette échelle dans la Figure 6. Les quatre catégories d'entreprises y sont représentées sur trois axes : a) le degré d'omniprésence de l'IA (x), b) les avantages qu'elles tirent de leur avancée dans l'intégration de l'IA (y) et c) le niveau d'activité d'innovation de l'entreprise (z). Ces trois axes représentent les dimensions globales de notre approche inductive du développement de la théorie.

Figure 6. Modèle de maturité de l'innovation basée sur l'IA (AIIMM)



Ce modèle de maturité est conçu pour classer les entreprises qui ont amorcé un processus d'adoption et d'intégration de l'IA en quatre archétypes. Les archétypes sont définis en fonction de six dimensions : 1) la disponibilité de données, 2) la capacité technique, 3) l'infrastructure, 4) les ressources financières, 5) la réceptivité du point de vue de la culture organisationnelle et 6) la portée du changement. Ces six dimensions correspondent aux six thèmes abordés précédemment.

Les quatre archétypes sont : 1) l'Aspirant, 2) le Fonceur, 3) le Leader et 4) le Visionnaire. Au fur et à mesure qu'une entreprise navigue entre les différents archétypes, elle tire divers avantages de ses investissements grâce à l'omniprésence accrue de l'IA. Les caractéristiques de chacun de ces archétypes sont décrites ci-dessous et résumées dans le Tableau 1.

Tableau 1. Caractérisation des quatre archétypes du modèle de maturité de l'innovation basée sur l'IA (AIIMM)

Archétypes	Dimensions					
	Disponibilité des données	Capacité technique	Infrastructure	Ressources financières	Culture organisationnelle réceptive	Portée du changement
L'Aspirant	<ul style="list-style-type: none"> Manque de données organisées et de processus délibéré de collecte de données Manque de données de qualité Absence d'une politique de gouvernance des données 	<ul style="list-style-type: none"> Tâches exécutées manuellement, peu ou pas de compétences en TI à l'interne 	<ul style="list-style-type: none"> Systèmes patrimoniaux Gérés et entretenus principalement par des prestataires de services informatiques externes. 	<ul style="list-style-type: none"> Absence de stratégie de R-D Absence de financement pour les projets d'innovation 	<ul style="list-style-type: none"> Culture organisationnelle non réceptive au changement Existence de frictions 	<ul style="list-style-type: none"> Jusqu'à un projet pilote d'IA Vision à court terme Portée limitée à l'activité
Le Foncéur	<ul style="list-style-type: none"> Processus organisé de collecte de données Interconnexion des données déficiente et problème de stockage en silo 	<ul style="list-style-type: none"> Automatisation émergente Quelques compétences en TI à l'interne 	<ul style="list-style-type: none"> Systèmes patrimoniaux Intégration émergente de l'infonuagique 	<ul style="list-style-type: none"> Allocation de fonds pour des projets d'intégration d'innovations isolés 	<ul style="list-style-type: none"> Haute direction activement engagée dans le développement d'une culture du changement 	<ul style="list-style-type: none"> Développement de l'IA centré sur des projets isolés Vision à court terme Portée limitée à l'entreprise
Le Leader	<ul style="list-style-type: none"> Disponibilité de données épurées et consolidées Faible recours à des données externes complémentaires (exploitation des données) 	<ul style="list-style-type: none"> Production automatisée Équipes de techniciens des TI travaillant en silo ou par projet 	<ul style="list-style-type: none"> Intégration complète de l'infonuagique Systèmes internes fermés — aucune intégration de tierces parties de la chaîne de valeur 	<ul style="list-style-type: none"> Allocation régulière de fonds limités pour l'intégration d'innovations 	<ul style="list-style-type: none"> Forte réceptivité à l'enchaînement de changements 	<ul style="list-style-type: none"> Développement de l'IA centré sur l'organisation Vision à long terme Intégration verticale de l'IA
Le Visionnaire	<ul style="list-style-type: none"> Disponibilité de données épurées et consolidées Recours fréquent à des données externes complémentaires (exploration de données) 	<ul style="list-style-type: none"> Automatisation à grande échelle Équipe de techniciens des TI interne 	<ul style="list-style-type: none"> Intégration complète de l'infonuagique Ouverture à l'intégration des parties prenantes 	<ul style="list-style-type: none"> Allocation régulière de fonds importants pour l'intégration d'innovations 	<ul style="list-style-type: none"> Le changement et l'évolution font partie intégrante de la culture organisationnelle. 	<ul style="list-style-type: none"> Architectes de changement sociétal (IA au profit de la société) Vision à très long terme

Les entreprises qui relèvent de l'**archétype de l'Aspirant** ne disposent pas d'un processus organisé de collecte de données à l'échelle de l'organisation. Les données collectées et stockées sont de mauvaise qualité et ne sont pas épurées. L'entreprise ne s'est pas dotée d'une politique de gouvernance des données permettant leur gestion dans l'ensemble de l'organisation. Par conséquent, les données sont loin d'être prêtes pour être analysées par un scientifique de données. En outre, les entreprises de la catégorie Aspirant qui souhaitent améliorer leurs processus de fabrication ont une compréhension de base de la façon dont l'IA peut éventuellement les améliorer, mais elles l'imaginent comme une solution « prête à l'emploi » ou comme une opération au scalpel qui ne touchera qu'un champ bien circonscrit de leurs processus de travail. Elles voient également l'impact de l'IA comme anecdotique, limité à quelques activités et non comme un outil aux applications multiples. Comme l'a mentionné un PDG :

« Some firms think that integrating AI is like adding a new computer to the company! They can ask an ML specialist and it happens at a snap of a finger. This is a rather simplistic view of AI implementation. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

Les entreprises de cette catégorie ont une capacité technique interne très limitée en termes de personnel des TI et de compétences nécessaires pour un projet d'IA. Elles utilisent des systèmes patrimoniaux et leurs besoins informatiques sont satisfaits en général par des prestataires de services informatiques externes. Elles utilisent souvent des systèmes d'information standards et s'appuient principalement sur un modèle de déploiement SaaS (Software as a Service). Comme elles ne se sont pas encore lancées dans un projet pilote d'IA, elles n'ont pas élaboré de stratégie de R-D pour expérimenter l'IA et ne se sont pas non plus penchées sur la manière dont son intégration se déroulerait dans leur organisation. Cela signifie également qu'elles n'ont pas de fonds réservés pour les projets d'expérimentation et d'innovation en matière d'IA. Enfin, les indices suggèrent également que les entreprises de cette catégorie peuvent rencontrer des frictions dans le processus de transformation, car la culture organisationnelle n'est pas réceptive aux processus de travail améliorés par l'IA. Le travail de fond quant à la culture de l'IA n'est pas terminé.

Au stade caractérisé par l'**archétype du Foncéur**, les entreprises ont mis en place des processus organisés de collecte de données. Les données collectées et stockées sont de bonne qualité et elles ont été épurées. Cependant, l'interconnexion des données — stockées en silo — est déficiente chez elles. Elles n'ont pas encore développé une approche holistique de la gestion des données à l'échelle de l'organisation. Certains départements ou branches, et même certains projets, ont leur propre politique de gouvernance des données. Ce type d'entreprise est en cours de transformation, mais elle dirige le changement vers un projet et non vers sa structure en tant qu'organisation; la portée de la transformation est donc restreinte. Les entreprises de cette catégorie ont réussi à intégrer l'IA dans des projets spécifiques (par exemple, l'AA à des fins de maintenance prédictive) et à examiner l'adoption de l'IA au cas par cas. Elles n'ont pas nécessairement une politique à long

terme visant l'optimisation de l'entreprise en tant que telle par l'IA. Le fait que ces entreprises aient réussi quelques intégrations d'IA dans leurs processus suggère qu'elles ont développé certaines compétences informatiques internes avant l'adoption de l'IA et qu'elles dépendent des progrès en matière d'automatisation. Elles se trouvent généralement dans la phase de migration d'infrastructures informatiques patrimoniales vers des infrastructures hybrides ou en infonuagique. Malgré l'affectation de fonds restreints à l'intégration d'innovations, ces entreprises ne disposent pas d'une solide stratégie de R-D axée sur l'IA. Enfin, les cadres supérieurs des entreprises de cette catégorie ont activement jeté les bases d'une culture de transformation numérique par l'IA. Ils tentent de comprendre l'impact que l'intégration de l'IA peut avoir sur les différents niveaux de leur organisation et ils en discutent avec les chefs de service. Ils s'efforcent de concilier les points de vue divergents et de résoudre les problèmes de culture.

L'entreprise représentée par l'**archétype du Leader** dispose de processus de collecte de données qui s'étendent à l'organisation dans son ensemble, incluant toutes ses branches. Elle dispose de données épurées et consolidées. Elle a rarement recours à des données externes complémentaires, elle n'exploite donc que des données qu'elle a elle-même générées et préparées. Pour ces entreprises, l'IA est un outil banalisé adapté à de nombreux projets. Elles la considèrent comme un atout stratégique qui a des applications dans toute l'organisation. Elles ont donc une perspective de développement et d'intégration à long terme de l'IA visant à toucher le plus grand nombre de processus possible afin d'améliorer considérablement la productivité et la qualité des produits et services offerts. Ces entreprises disposent de chaînes de production entièrement automatisées et d'équipes de techniciens des TI qui ont des capacités étendues et qui sont en mesure d'effectuer certains développements et intégrations à l'interne sans dépendre de prestataires de services informatiques externes. L'infrastructure informatique de ces entreprises est gérée exclusivement dans l'infonuagique, mais elle n'est pas nécessairement connectée aux systèmes d'autres parties prenantes ; en ce sens, ces entreprises demeurent des systèmes relativement fermés ou orientés vers l'intérieur. Enfin, elles procèdent sur une base régulière à l'allocation de budgets dédiés à l'intégration de nouveaux développements techniques d'IA dans leurs processus internes et dans des projets d'innovation. Les entreprises de cette catégorie ont déjà mis en œuvre plusieurs projets d'IA, elles ont donc développé une culture de la transformation axée sur l'IA et elles y sont très réceptives.

Les entreprises qu'on range sous l'**archétype du Visionnaire** sont des organisations axées sur les données : elles extraient en permanence des données de différents processus et équipements, de l'interconnexion avec leurs fournisseurs, leurs clients et des parties prenantes importantes, ainsi que de la chaîne de valeur de leur activité. Elles adhèrent à des normes rigoureuses de gouvernance des données. Leur expertise interne leur permet de stocker les données dans leurs entrepôts et lacs de données de manière organisée et de les épurer avant toute analyse ultérieure. Ces entreprises ne se contentent pas d'exploiter les données disponibles, elles intègrent également des données externes (par exemple, météorologiques ou démographiques) et elles effectuent des analyses exploratoires pour tester des scénarios à long terme. Ces entreprises disposent d'un noyau

informatique solide qui mène des activités de R-D ambitieuses tirant parti de l'IA. Elles ne considèrent pas l'IA comme une amélioration au niveau organisationnel, mais comme un outil puissant qui peut être utilisé non seulement pour l'innovation poussée de leur propre production et offre de services, mais aussi pour l'innovation de l'industrie et du marché. Elles ont une vision à long terme et donc des investissements à long terme, non seulement pour intégrer l'IA, mais aussi pour façonner les trajectoires technologiques au profit des sociétés au sein desquelles elles exercent leurs activités et qu'elles contribuent à faire évoluer. Leur plateforme de R-D et d'innovation est ouverte à leurs partenaires, qui sont des acteurs clés de l'industrie en mutation. Pour les entreprises Visionnaires, l'innovation est primordiale et, par conséquent, elles y consacrent des fonds. Elles sont les championnes du changement. Leur culture organisationnelle valorise les transformations axées sur l'IA et elles célèbrent leurs réalisations avec les parties prenantes de leur chaîne de valeur, quelles que soient les difficultés qu'elles rencontrent en cours de route.

4.3. Obstacles à l'intégration généralisée de l'IA dans l'industrie manufacturière

Dans la section précédente, qui portait sur l'échelle de maturité de l'adoption de l'IA, nous avons montré que son intégration est tributaire du respect de plusieurs conditions préalables et que la transformation numérique d'une entreprise se déroule de façon progressive. D'après les données recueillies (thèmes présentés dans la section 4.1.), l'entreprise doit franchir un certain nombre d'obstacles sur le chemin de la transformation numérique par l'IA. La présente section répertorie sept grands obstacles de niveau organisationnel, obstacles d'ailleurs souvent débattus dans les hautes directions des entreprises, comme le mentionnent quelques-unes des personnes que nous avons interviewées. La transformation numérique est un défi présent chez les fabricants canadiens en général. Elle englobe en effet des éléments de culture et de compétences, des technologies et des écosystèmes (Brunetti et al., 2020). Dans les paragraphes qui suivent, nous présentons les perceptions des participants à l'étude à ce sujet.

4.3.1. L'enrichissement en données d'abord, l'optimisation par l'IA ensuite

L'IA est un outil parmi d'autres et elle constitue un moyen pour atteindre une fin. Pour innover un processus opérationnel par l'intégration des technologies d'IA, une entreprise doit au préalable amorcer d'autres processus et mettre en œuvre d'autres technologies (par exemple, des capteurs) pour collecter et stocker systématiquement des données. En outre, elle aura besoin d'analystes et de scientifiques des données pour traiter et épurer ces dernières afin que les experts en intelligence artificielle puissent ensuite les exploiter en utilisant des algorithmes et des modèles pour, à terme, créer de la valeur commerciale à partir des données brutes. Par conséquent, l'entreprise doit d'abord s'enrichir en données avant de devenir une entreprise optimisée grâce à l'IA. Un des participants à l'étude illustre l'ajout de données aux éléments classiques de génie industriel de la façon suivante :

« The conventional people, process, technology, is now people, process, technology + data. »
(Participant, E04)

4.3.2. *Transition d'une culture de la prise de décision fondée exclusivement sur l'expérience vers l'élargissement du processus décisionnel pour inclure les données*

L'utilisation des données comme ingrédient essentiel du processus décisionnel peut créer des conflits au sein d'une organisation. En exposant le thème 5 « Culture et réceptivité organisationnelles », nous avons noté que les cadres supérieurs en particulier peuvent se sentir menacés. Pour adopter la nouvelle façon de prendre des décisions comme un atout complémentaire à l'éventail de compétences des gestionnaires, il faut un changement longitudinal des valeurs et de la culture organisationnelle. Il se produit souvent parallèlement au changement technologique et, si on ne lui accorde pas l'attention qu'il mérite, il peut entraîner le sabotage de la transformation numérique et le gaspillage de ressources.

4.3.3. *Absence d'un sentiment d'urgence*

Avec le battage médiatique qui ne fait que croître autour du phénomène de l'IA, il serait surprenant de trouver un fabricant qui n'a pas entendu parler des types d'usages et des avantages de l'IA dans le secteur. Lors des entretiens que nous avons menés et des tables rondes auxquelles nous avons assisté, nous avons remarqué que les participants n'ont pas besoin qu'on leur rappelle l'importance qu'ont les données pour propulser leurs projets de R-D, et la valeur ajoutée de l'IA dans l'amélioration des processus et des produits. Cependant, on les entend souvent dire qu'ils ne perçoivent pas de « *sentiment d'urgence* » chez leurs pairs dans le secteur.

« Our competitors do not have the same sense of urgency. I don't see them having the same fun like us. Fun to innovate and improve the technology. »

« We see value of corporation in value of the data. »

« What I fear the most is not people losing their jobs, what I fear the most is the concentration of power. Our growth rate as an SME is more than our large competitors. And with the data that we have, we will be more and more dangerous to them in the future. »

(Code de l'interviewé : I009-I)

« I am not sure we have a burning fire in Canada to change in a faster pace.... We have intelligence, we do not have means to channel it towards change. »

(Participant au débat, E04)

L'absence d'un sentiment d'urgence est l'un des facteurs qui contribuent au faible taux d'adoption de l'IA.

4.3.4. *La partie immergée de l'iceberg de l'IA*

Il faut construire un fondement solide à l'intégration de l'IA pour réussir la transformation numérique d'une entreprise. L'intégration demeure toutefois un défi de taille. Elle exige que l'organisation réceptive se transforme à la fois sur le plan technologique et sur le plan culturel. Dans le cas des PME, la tâche est encore plus ardue, car elles pourraient ne pas avoir l'expertise

nécessaire à l'intégration et à la mise en œuvre de l'IA. Même pour celles qui se lancent, le chemin de l'intégration est parsemé de « *frictions causées par des attentes souvent irréalistes qui demeurent inassouvies* ».

De nombreuses entreprises hésitent donc à s'y aventurer. Elles ne sont pas en mesure d'évaluer correctement le rendement du capital investi et ce qui les en empêche est la nature de la transformation numérique axée sur l'IA, qui ressemble à un iceberg (voir la Figure 7). Cette transformation se compose de deux parties. La « partie émergée », visible, comprend les coûts et les avantages directs prévisibles qui sont facilement identifiables. Par exemple, font partie des coûts évidents le salaire d'un expert en informatique et les frais de licence pour l'utilisation de services d'infonuagique. Quant aux avantages, lorsque l'entreprise aura mis en œuvre avec succès une solution d'IA, elle pourra mesurer les gains en efficacité, par exemple. Voici une citation qui met en évidence la partie facilement mesurable.

« Before we needed 1.5 employees per machine. Today, we have 1 employee per 3 machines. We use 5.5 times fewer employees and that is only the beginning. That is where we make the most out of our investment. »

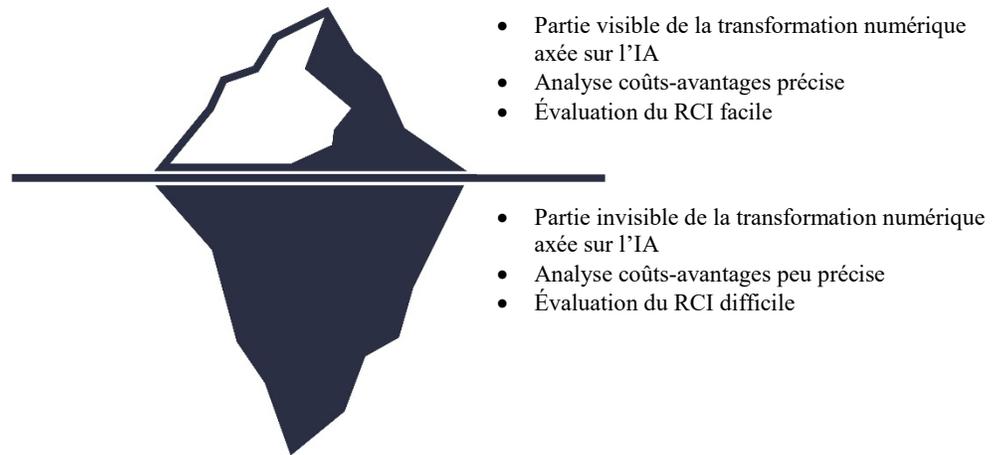
(Code de l'interviewé : I009-I)

D'un autre côté, une partie de la transformation numérique est « invisible » et donc difficile à mesurer de manière précise. Cela s'explique en partie par le fait que l'infrastructure technologique sous-jacente de chaque entreprise est différente, et en partie par le fait que des questions comme le coût de la transformation culturelle (en réponse à la résistance au changement qui se manifeste par du sabotage) diffèrent d'une entreprise à l'autre.

En ce qui a trait à la transformation culturelle, on songe à la culture organisationnelle de réceptivité, qui est intimement liée à l'intégration et à l'adoption de l'IA. L'utilisation de l'IA implique une culture qui lui est propre. L'expérience de nombreuses entreprises avec les données se résume à « l'exploitation des données », alors que dans les projets d'IA, en particulier l'AA, elles doivent passer au « paradigme de l'exploration des données ». L'objectif ici est d'utiliser les données pour explorer, pour faire des prédictions sur la base de différents modèles de données et pour innover, et non plus de les utiliser uniquement pour les opérations quotidiennes. Par conséquent, la transformation culturelle est tout aussi nécessaire que la transformation technologique.

Prenons l'exemple de l'entreprise A et de l'entreprise B. Toutes deux ont l'intention de devenir des organisations intelligentes grâce à une transformation numérique axée sur l'IA. L'entreprise A ne dispose d'aucune donnée ni d'aucun processus pour collecter et stocker des données. L'entreprise B dispose d'un entrepôt de données, mais certains de ses départements n'ont pas de routines de collecte et de stockage de données. De toute évidence, l'entreprise A a beaucoup plus d'efforts à faire en termes de développement de son infrastructure technologique que l'entreprise B.

Figure 7. La transformation numérique axée sur l'IA illustrée sous la forme d'un iceberg dont une partie est visible et l'autre invisible



Source de l'image : iStock

À titre d'exemple, nos informateurs mettent l'accent sur le fait de « *maintenir un niveau élevé d'intégrité des données* » et de « *créer de l'espace pour les données* » dans l'organisation.

« When we produce a part, we have all the information about that part. That helps us improve the part. It is like when we look at the bread. You have water, flour, and salt, you can make multiple types of bread. It is the way you mix that creates something different. It is the same thing with our parts using aluminium, etc., we need to figure out what mix makes the best result at the end. This process needs data, information, and experiment to create the right formulae. »

(Code de l'interviewé : I009-I)

De surcroît, la culture organisationnelle de l'entreprise A est très classique. Cela signifie que la direction prend des décisions sur la base des données statiques du secteur et de l'expérience accumulée des individus. Sa planification stratégique dépend des leçons apprises antérieurement. Enfin, l'entreprise A n'a peut-être pas une appréciation réaliste de ce qu'implique la transformation numérique, comme illustrent les propos ci-dessous.

« Some firms think that integrating AI is like adding a new computer to the company! They can ask an ML specialist and it happens at a snap of a finger. This is rather a simplistic view of AI implementation. This can also sometimes create friction within the organization looking into AI integration. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

L'entreprise B, en revanche, dispose de quelques données sur lesquelles elle peut s'appuyer ; la direction accepte déjà la prise de décision fondée sur les données comme stratégie complémentaire. Elle a donc clairement moins d'efforts à fournir en termes d'adaptation culturelle que l'entreprise A, qui sera vraisemblablement confrontée à une résistance et à un éventuel sabotage au cours du processus.

Si une entreprise doit repartir de zéro pour mettre à jour son infrastructure informatique et améliorer les compétences de ses ingénieurs et de son personnel, elle devra naturellement assumer plus de coûts qu'une entreprise qui a moins de changements et d'améliorations à faire. Ainsi, le rendement du capital investi n'est pas une question sur laquelle on peut statuer sans effectuer une vérification en bonne et due forme de la situation financière actuelle de l'entreprise. Il faut quelques années pour réaliser la transformation et être en position d'en mesurer clairement les bénéfices.

4.3.5. De l'organisation en silo à l'organisation intégrée

Une des questions clés auxquelles il faudra répondre est la suivante : « *Y a-t-il un architecte système au sein de l'organisation qui pourra planifier et poser les bases de l'intégration de l'IA?* » Traditionnellement, les systèmes de l'entreprise et les systèmes industriels ou de production ont été configurés pour fonctionner en silo. Cela signifie que chaque système doit avoir sa propre équipe d'informaticiens pour gérer le réseau sous-jacent, sa sécurité, ses processus de gestion des données. On voit souvent des séparations rigides même au sein d'un même réseau en termes de fonctions de sécurité et de gestion des données une fois que l'architecture globale est opérationnelle. L'introduction de l'IA qui accompagne la quête de l'efficacité exige une intégration croissante des systèmes informatiques de l'organisation dans son ensemble et des équipes qui les gèrent. Aussi, et les personnes et les technologies doivent fonctionner de manière intégrée. Cela nécessite la conception d'une nouvelle architecture de systèmes et la mise en place d'une fonction de coordination de ces équipes pour atteindre l'objectif, pour s'assurer que le nouveau système fonctionne et communique sans heurts, et pour amener l'organisation à passer d'une culture d'exploitation des données à une culture d'exploration des données.

4.3.6. Le financement et les facteurs qui y sont associés

Bien qu'il existe plusieurs consortiums, programmes de financement et réseaux provinciaux et fédéraux pour soutenir les projets d'IA, nos informateurs affirment que dans leurs milieux respectifs, de nombreuses petites entreprises ne savent toujours pas comment tirer parti de ces soutiens financiers. Ceci est principalement dû au fait qu'elles n'ont pas les ressources humaines nécessaires pour rechercher ces possibilités de financement et monter un bon dossier en temps voulu. De surcroît, pour les financements qui requièrent des demandes conjointes, c'est-à-dire qu'une petite ou moyenne entreprise doit s'associer à une plus grande entreprise pour pouvoir en bénéficier, les PME sont loin de répondre aux attentes. Les grandes entreprises disposent de beaucoup plus de ressources et de réseaux plus étendus qui leur permettent d'exploiter efficacement ces possibilités. En soi, l'établissement d'un partenariat peut constituer un obstacle

à la réalisation des projets de transformation de l'IA des PME. Le « syndrome du pompier » et les ressources limitées des PME en général et des industries manufacturières en particulier ont fait l'objet de nombreuses études (Hudson et al., 2001; Terziovski, 2010). En ce qui concerne la recherche et la demande de financement pour des projets de transformation numérique par l'IA spécifiquement, une des personnes interviewées les perçoit comme « un obstacle technique » :

« One involuntary negative impact of partnership requirements for AI funding opportunities is that those small firms that are already embedded in a supply chain of large companies will be in a more favorable position, than those who are not. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

4.3.7. *Marché du travail et ressources financières pour s'adjoindre des experts en AA*

Les services d'un spécialiste en IA sont-ils abordables ? Cette question est essentielle d'un point de vue politique si nous voulons que les PME s'engagent dans le virage numérique et poussent leur intégration de l'IA plus loin. Dans les grandes villes comme Montréal, les spécialistes de l'IA ont un revenu annuel qui dépasse souvent les 100 000 \$ CA. Au Québec, où l'on affirme qu'il y a une forte pénurie de spécialistes en IA, un programme pilote d'immigration économique exige qu'un spécialiste candidat à l'immigration ait été accepté dans un emploi pour lequel il gagnerait au moins 100 000 \$ CA par an dans la région métropolitaine de Montréal ou au moins 75 000 \$ CA si l'employeur est situé ailleurs au Québec (Immigration Québec, 2021). Si l'on considère le fait qu'une entreprise a souvent besoin de plus d'un expert, il est tout à fait irréaliste de penser que les PME qui auraient les moyens d'engager des experts seraient nombreuses. Cela sans compter le fait que lorsqu'il s'agira d'étendre le champ d'application de l'IA dans l'entreprise, cette dernière devra constituer toute une équipe d'experts. Elle devra prévoir dans son budget le coût d'un régime salarial qui commence à 100 000 \$ CA par an et qui est plus élevé pour les spécialistes chevronnés et les chefs d'équipe.

En outre, nous devons reconnaître que les PME prestataires de services informatiques d'IA et celles qui sont les destinataires de ces services ont une dépendance critique vis-à-vis des spécialistes de l'IA pour effectuer la migration vers les technologies de l'industrie 4.0. Or, le seuil de tolérance au risque associé aux coûts pour les entreprises qui sont au début de leur processus de transformation numérique (celles des catégories Aspirant et Fonceur, figure 4) doit être aligné sur les subventions publiques proposées en guise d'incitatifs. En outre, les politiques publiques ne doivent pas établir de discrimination par rapport au type et à la taille des entreprises qui entreprennent une transformation numérique, c'est-à-dire entre les entreprises d'IA et les entreprises technologiques en démarrage axées sur le développement et la commercialisation de solutions basées sur l'AA d'un côté et les autres types d'entreprises de l'autre.

Dans certaines autres provinces, cependant, les programmes facilitant le recrutement d'immigrants spécialistes de l'IA exigent que les candidats occupent ou aient accepté un emploi dans le secteur de l'intelligence artificielle et qu'ils aient les compétences nécessaires pour répondre aux

exigences de cet emploi. Il ne semble pas clair si la deuxième condition permet aux entreprises en dehors du secteur de l'intelligence artificielle de bénéficier du programme. Par ailleurs, certains programmes provinciaux offrent un crédit d'impôt jusqu'à 25 000 \$ CA par employé (spécialiste en TI). Cependant, pour qu'une entreprise puisse bénéficier de ces programmes, la plupart de ses activités doivent relever du secteur des TI. D'une part, de telles mesures incitatives font grimper les salaires des spécialistes des TI comme les architectes de systèmes et les professionnels de l'IA, et de l'autre elles découragent les PME d'autres secteurs d'activité de recruter des spécialistes de l'IA dont elles auraient besoin pour opérer leur transition vers l'IA. Par exemple, une entreprise spécialisée dans la fabrication de pièces pour l'industrie aérospatiale n'est pas considérée comme une entreprise informatique, mais si elle veut lancer sa transformation numérique axée sur l'IA, elle aura besoin d'experts en IA en interne pour faciliter l'intégration. Cette situation explique en partie pourquoi tant d'entreprises, y compris de jeunes entreprises, spécialisées dans l'IA sont apparues dans les dix dernières années et pourquoi si peu d'entreprises d'autres secteurs utilisent l'IA.

4.4. L'IA COMME FACTEUR D'AMÉLIORATION DE LA PRODUCTIVITÉ : IMPLICATIONS POUR L'EMPLOI

Une partie de notre recherche vise à expliquer de quelle façon l'intégration de l'IA affecte la productivité et l'emploi dans le contexte organisationnel. Dans cette section, nous présentons les résultats tirés d'entretiens avec des représentants d'entreprises axées sur l'IA qui ont mis au point des programmes d'IA (à l'aide d'algorithmes et de modèles d'AA) dans le cadre du développement de solutions pour des fabricants de systèmes et de composants aérospatiaux, pour des fournisseurs de services d'entretien d'installations de recyclage et pour des fabricants d'équipement de protection individuelle. Plus particulièrement, nous présentons trois cas (c'est-à-dire des projets d'IA) dans lesquels une entreprise axée sur l'IA développe une solution personnalisée pour un client manufacturier.

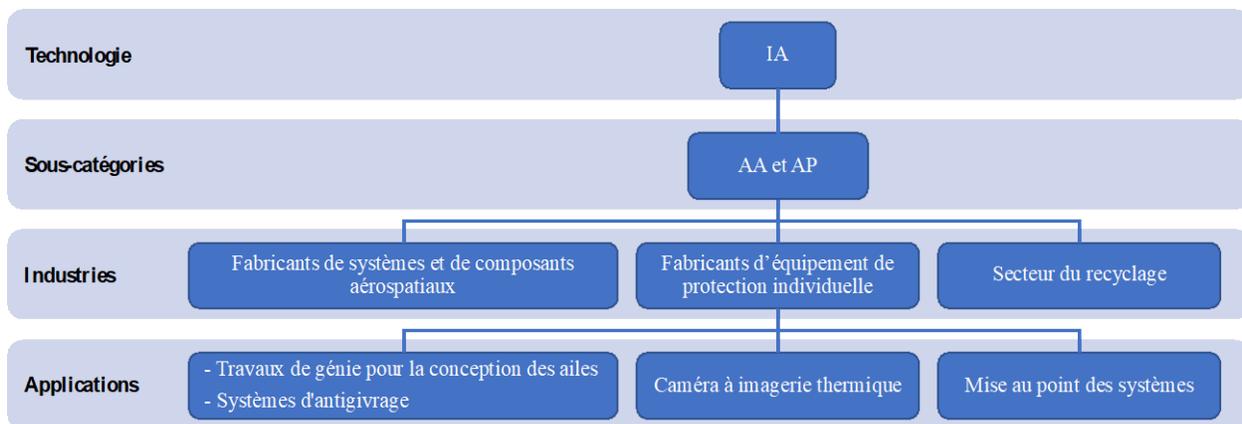
Nos résultats montrent que les solutions technologiques basées sur l'IA augmentent directement et indirectement la productivité tant au niveau individuel (techniciens et ingénieurs) qu'organisationnel. L'augmentation de la productivité peut être mesurée de manière tangible par la réduction de la durée de la phase d'essai des projets d'innovation et la durée des services de maintenance, par l'économie des coûts associés à la R-D en matière de fabrication et par la diminution de la consommation d'énergie liée aux opérations. Le projet d'intégration de l'intelligence artificielle dans la technologie des équipements de protection individuelle est un projet de R-D qui n'est pas encore achevé, la fabrication n'ayant pas encore été lancée. Il démontre efficacement néanmoins que les innovations alimentées par l'IA peuvent améliorer les capacités humaines sans nécessairement causer la suppression d'emplois.

Si l'impact de l'IA sur l'avenir de l'emploi est un sujet très débattu en l'absence de données probantes, nos cas d'étude montrent que l'intégration de l'IA dans la fabrication a deux impacts principaux sur l'emploi. Premièrement, elle permet aux ingénieurs d'accomplir leurs tâches de

façon plus efficace et rapide, et de tirer des enseignements plus pertinents des résultats de leurs efforts. Deuxièmement, elle les décharge de certaines tâches plus banales, et peut dès lors réduire le besoin de techniciens. D'un autre côté, l'intégration exige des techniciens de faire davantage d'analyse.

À titre d'illustration, dans le cas où les fabricants utilisent l'IA pour la réparation et la maintenance prédictives, le rôle de l'opérateur de la machine (un technicien ou un ingénieur selon la situation) passe de la simple surveillance et du signalement des incidents techniques à un rôle impliquant plus d'analyse et la collaboration avec le prestataire de services dans le cadre du processus de dépannage et de réparation. La Figure 8 illustre l'IA et ses applications dans différentes industries d'après les trois cas que nous présentons dans cette section.

Figure 8. Solutions technologiques axées sur l'IA



Dans des secteurs comme l'agriculture⁸, l'IA joue un rôle très positif en ce qui concerne la productivité et l'emploi. Selon le rapport de Leadership avisé RBC (2019, p. 2), le Canada est confronté à une crise des compétences et de la main-d'œuvre dans l'agriculture. D'ici dix ans, on prévoit une pénurie nationale de 123 000 travailleurs. D'autres sources indiquent que le déficit actuel de main-d'œuvre est de 60 000 travailleurs et qu'il devrait atteindre 114 000 travailleurs en 2025. En plus de la pénurie de main-d'œuvre dans le secteur en 2025, un quart des agriculteurs canadiens auront 65 ans ou plus (Leadership avisé RBC, 2019). Ces chiffres sont d'une importance capitale, car la transformation des aliments et des boissons (qui fait partie du secteur de l'agriculture et de l'agroalimentaire au Canada) est considérée comme la plus grande industrie manufacturière au Canada⁹. Dans le cas de l'agriculture, la bonne nouvelle est que l'utilisation de l'IA permet non seulement d'améliorer considérablement la productivité, mais aussi de combler le manque de main-d'œuvre.

⁸ Les exploitations agricoles couvrent jusqu'à 7 % de la superficie du Canada, représentent 7,4 % du PIB du pays et génèrent un emploi sur huit au Canada (Gouvernement du Canada, 2018).

⁹ Ce secteur est responsable de 17 % du PIB manufacturier et de 18 % des emplois manufacturiers. La plupart de ses installations sont concentrées en Ontario et au Québec (Gouvernement du Canada, 2018).

4.4.1. Premier cas d'étude — Projet d'ingénierie aérospatiale

Ce projet vise principalement à améliorer la productivité des ingénieurs dans le cadre d'un projet de conception (aérodynamique) d'ailes d'avion afin de réduire le coût de production, notamment par le biais du remplacement des essais coûteux en soufflerie par des simulations. Au final, le projet nécessite moins de temps, moins de coordination et entraîne moins de coûts. En s'appuyant sur le pouvoir prédictif des algorithmes d'apprentissage automatique, on peut faire d'autres améliorations qui donneront lieu à de nouveaux cas d'utilisation. Par exemple, l'effet d'entraînement de cette solution intégrée d'IA pourrait se traduire par l'augmentation de l'efficacité des systèmes d'antigivrage intégrés dans les ailes des avions — réduisant ainsi la consommation énergétique globale de l'avion alors qu'il est en marche.

« Based on AI applications that we've seen - when correctly put in place – there is a high potential for AI system, using machine learning and deep learning, to increase productivity. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

Comme illustré dans ce cas, l'intégration de l'AA améliore la productivité en termes de réduction des coûts, du temps de R-D et d'efforts de coordination. Elle augmente également la productivité des avions en réduisant leur coût de consommation d'énergie et donc d'exploitation. En bref, l'AA n'a pas d'impact négatif et significatif sur l'emploi.

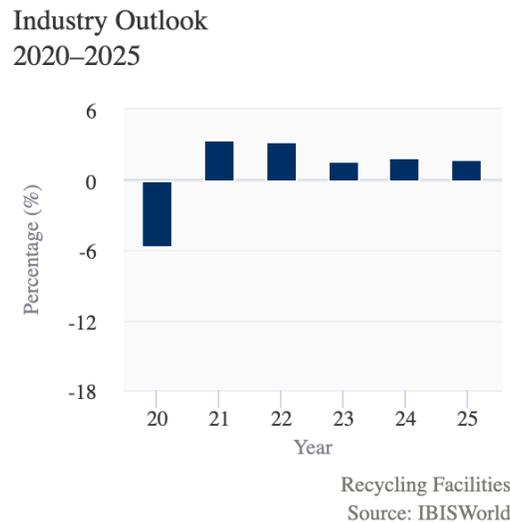
4.4.2. Deuxième cas d'étude — Projet d'installations de recyclage

L'industrie du recyclage au Canada exploite des installations de récupération des matériaux, qui trient et séparent les matières recyclables des déchets non dangereux (les ordures). Les exploitants trient également les matières recyclables mélangées, comme le papier, le plastique, les canettes de boisson et les métaux, en catégories distinctes (McGrath, 2020). Selon le dernier rapport d'IBISWorld, la croissance de l'industrie des installations de recyclage au Canada devrait s'accélérer au cours des cinq années à venir, jusqu'en 2025 (McGrath, 2020, p. 13). (Voir la Figure 9)

Dans ce secteur, certaines entreprises construisent des installations de recyclage pour des communautés, des villes, des municipalités ou même d'autres entreprises et proposent des services de maintenance pour assurer leur fonctionnement. En règle générale, en cas de dysfonctionnement des machines d'une installation, l'opérateur du client est censé assurer le suivi et planifier des travaux d'entretien. La situation peut se compliquer davantage lorsque le client se trouve dans un pays ou une région géographiquement éloignée, entraînant des coûts d'exploitation plus élevés pour l'entreprise en tant que prestataire de services et un temps d'attente plus long pour le client. La solution pour offrir un service rapide repose sur la mise en place d'un système de surveillance électronique. Cela implique l'installation de capteurs sur les machines pour les connecter en toute sécurité à une plateforme infonuagique afin de pouvoir surveiller les machines de toutes les installations à partir d'un centre. De cette manière, si un opérateur du service de surveillance reçoit

des signaux d'une machine spécifique indiquant une possible anomalie de fonctionnement ou un arrêt imminent, le fournisseur de services peut lancer le processus de maintenance avant d'être sollicité par les opérateurs sur le terrain. Cette solution est loin d'être idéale en termes de réduction des coûts, mais elle permet d'offrir un service plus fluide et plus rapide. La solution met à la disposition du prestataire de services des données clés pour planifier à l'avance les tâches à exécuter, établir des scénarios, préparer des pièces de rechange et elle lui permet de développer une relation plus professionnelle avec son client. Ce dernier sera plus satisfait grâce à la réactivité et la meilleure coordination offertes par le prestataire.

Figure 9. Perspectives de l'industrie des installations de recyclage au Canada



L'étape suivante consiste à recueillir et à accumuler suffisamment de données pour pouvoir développer des modèles statistiques et déployer des algorithmes d'apprentissage automatique afin d'améliorer la capacité de prédiction du système. La maintenance prédictive et la maintenance prescriptive peuvent automatiser le processus de va-et-vient entre les opérateurs de machines et les prestataires de services. Elles peuvent constituer l'objectif ultime qui non seulement garantit la satisfaction des clients, mais réduit également considérablement les coûts de réparation et de maintenance pour les deux parties.

« What if we could know which machine would fail in two months and what is the degree of damage. This gives us options. For instance, we can repair the machine early on to avoid a sudden failure and shorten the machine down time. This is a great productivity enhancer! »

(Code de l'interviewé : I006-F)

Cette approche de la réparation et de l'entretien basée sur l'IA transforme les tâches de l'opérateur, qui passe de la surveillance et du signalement des incidents à un rôle plus analytique.

« AI systems relieve machine operators from performing mundane tasks – giving them the opportunity to focus on more analytical tasks »

(Code de l'interviewé : I006-F)

De façon générale, l'intégration de l'AA dans la maintenance prédictive et prescriptive modifie la nature des tâches effectuées par les techniciens et les ingénieurs d'atelier ainsi que la fréquence à laquelle ces tâches doivent être effectuées. Par exemple, des tâches comme le signalement d'une panne ou la planification de travaux d'entretien seront effectuées automatiquement. De plus, une machine à commande numérique peut lancer un signal indiquant à l'opérateur qu'elle doit être vérifiée. L'opérateur n'aura plus besoin de régulièrement contrôler leur fonctionnement. Dans ce contexte, les entreprises peuvent économiser le temps de leur main-d'œuvre à hauteur de 20 à 25 %, comme l'illustre une étude de cas présentée lors d'une table ronde à laquelle nous avons assisté (E01, Tableau 3, annexe I). La transformation numérique de cette nature exige des organisations qu'elles modifient leurs processus de travail. Elles peuvent déployer leurs ressources humaines de manière plus optimale grâce au temps gagné. L'entreprise peut offrir des formations de perfectionnement professionnel pour que les effectifs soient à l'aise avec les nouveaux processus de travail. Quoi qu'il en soit, ils ont plus de temps du fait de l'automatisation. Enfin, en examinant les différents projets, nous avons constaté que la nécessité de formation continue dépend de deux facteurs : la mesure dans laquelle le changement des tâches quotidiennes d'un opérateur est intégré dans un processus de travail et le degré d'intégration de l'IA dans le processus de travail.

4.4.3. Troisième cas — Projet de lutte contre l'incendie « tête haute et mains libres »

Le Centre des sciences pour la sécurité de Recherche et développement pour la défense Canada du ministère de la Défense nationale (MDN) a lancé un appel pour trouver une solution qui procurera le soutien technologique sous-jacent à des appareils, à des applications et à de l'équipement de protection individuelle novateurs de sorte que les pompiers canadiens pourront adopter des méthodes de travail reposant davantage sur le concept « tête haute et mains libres » quand ils seront sur les lieux d'un incendie.

La solution (preuve de concept) centralise toutes les données reçues de multiples capteurs posés sur les pompiers dans un seul ordinateur de bord comme une tablette portable. L'ordinateur est connecté à des lunettes de réalité augmentée portées par les pompiers. Des algorithmes d'AA sont exécutés sur l'ordinateur et les lunettes permettent de transmettre les commandes vocales des pompiers. Dans ce scénario, si un pompier souhaite utiliser la caméra thermique pour scanner l'environnement, il peut le faire sans s'arrêter ou éviter de faire autre chose (par exemple, enlever des barrières ou se servir d'autres équipements). Pouvoir utiliser des caméras thermiques mains libres tout en se déplaçant signifie que les pompiers peuvent faire plusieurs choses à la fois — marcher, scanner et repérer des obstacles en feu, des personnes piégées ou même des trous tout en ayant les mains libres. Une extension de l'application de l'AA à des situations comme celle-ci serait d'améliorer le travail d'équipe ou de prévoir les dangers. Si, par exemple, un opérateur perd

conscience, une alerte sera envoyée aux autres membres de l'équipe ou au poste de commandement pour qu'ils lui portent secours. La prédiction de l'épuisement se fait sur la base d'éléments d'information clés comme les signes vitaux, la durée de service actif, l'historique de santé, les irrégularités de la respiration et du rythme cardiaque, etc. L'utilisation de l'AA peut aider le poste de commandement à créer des modèles de décision prédictifs. L'analyse prescriptive peut également servir à suggérer des actions à prendre. Ce cas est très intéressant, car il montre que l'IA peut améliorer la productivité des pompiers sans menacer leur statut professionnel.

5. DISCUSSION

Le secteur manufacturier n'a pas cessé de se transformer, passant de l'utilisation de machines mécaniques (avec des engrenages, des chaînes, alimentées par de l'énergie et sans logiciel) à des systèmes à commande numérique par ordinateur (CNC) (le logiciel fait son entrée dans les installations de production), à la fabrication flexible (des robots s'ajoutent aux ordinateurs pour effectuer des tâches) et, plus récemment, à des solutions d'intelligence artificielle et à des machines alimentées par l'intelligence artificielle, où différentes technologies (analyse de mégadonnées, infonuagique, algorithmes et plateformes d'apprentissage automatique et profond, etc.) sont regroupées et exploitées pour offrir une solution intelligente de bout en bout. À chaque transformation, les processus de travail changent (modérément ou radicalement) et cela a par conséquent un impact sur le paysage de la main-d'œuvre. Le plus souvent, les changements appliqués à l'atelier de fabrication ont un impact sur l'emploi à court ou à long terme. Dans la présente étude, nous n'avons pas recueilli de statistiques d'entreprise pour établir l'augmentation ou la diminution nette des emplois touchés. Notre principal raisonnement est double. D'abord et avant tout, bien que la R-D scientifique et industrielle soit assez avancée au Canada, la mise en œuvre et l'exécution réelles de projets d'IA dans les entreprises manufacturières en sont encore à leurs balbutiements. Par conséquent, nous avons affaire à un phénomène qui est fluctuant et en pleine évolution. En outre, l'adoption et l'intégration de l'IA chez les fabricants canadiens font l'objet d'un débat et d'efforts qui sont encore inachevés. En effet, aux tables rondes organisées par Next Generation Manufacturing Canada (NGen) ou aux séminaires du MIT (voir le Tableau 3 de l'annexe II), nous avons entendu des cadres supérieurs et des agents techniques de haut niveau considérer l'intégration de l'IA de manière plutôt prudente. Plutôt que de se concentrer sur des résultats qui évoluent rapidement, nous estimons plus approprié d'explorer et d'analyser les nuances de l'interaction entre l'intégration de l'IA dans les processus de travail, les produits et les chaînes de production et l'effet de cette intégration sur l'emploi. Voici quelques observations.

5.1. L'omniprésence de l'IA : des indicateurs directs aux indicateurs indirects

Selon les statistiques de SCOPUS de 2019, les chercheurs canadiens ont publié 2 054 articles sur l'IA, avec un taux de croissance annuel constant de 4 %¹⁰ (Chowdhury, et al., 2020). Le Canada se classe au 4e rang mondial, avec un indice H élevé de 216 (Chowdhury, et al., 2020). On peut affirmer sans se tromper que le Canada est un chef de file sur le plan scientifique. Bien que l'IA s'améliore à un rythme rapide et qu'elle soit utilisée comme outil pour améliorer les produits, les services et les processus, elle n'est pas encore assez répandue dans les industries pour être classée comme TUG. Le facteur clé pour considérer l'IA comme une technologie à usage général (TUG) serait sa généralisation à la plupart des secteurs comme cela a été le cas de l'électricité et des TI (voir Bresnahan et Trajtenberg, 1996; Jovanovic et Rousseau, 2005). La question se pose donc de savoir pourquoi l'adoption de l'IA est si lente. Comme le montrent nos résultats, l'adoption de l'IA est un changement systémique, un phénomène technologique modulaire, qui de surcroît dépend de plusieurs éléments sous-jacents.

La complexité de la transformation numérique nécessaire pour pouvoir mettre en œuvre l'IA est loin d'être anodine. Un parallèle avec l'adoption de deux des plus importants candidats au statut de TUG, l'électricité et les TI, pourra peut-être nous aider à faire valoir notre point de vue (voir Jovanovic et Rousseau, 2005). Jovanovic et Rousseau (2005) ont conclu que l'adoption de l'électricité a été radicale et généralisée. Pour expliquer pourquoi il a fallu du temps pour que l'utilisation de l'électricité se répande, les chercheurs expliquent qu'au début, l'installation du câblage nécessaire pour électrifier les ménages était trop coûteuse et que les retards dans la distribution de l'électricité rendaient plus coûteuse l'électrification complète d'une usine (Jovanovic et Rousseau, 2005, p. 9).

Nous pouvons avancer avec prudence que si nous mesurons l'IA uniquement en fonction de l'adoption ou du développement direct de l'IA par l'entreprise — c'est-à-dire l'entrée de l'IA par la porte avant - nous risquons de passer à côté d'une grande partie du phénomène d'omniprésence. Cela s'explique principalement par le fait qu'il peut falloir plusieurs années à une entreprise manufacturière classique (surtout si elle est de petite ou moyenne taille) pour être prête à mettre en œuvre des algorithmes intelligents de manière rentable et à grande échelle. Cependant, en effectuant progressivement les travaux préparatoires, la phase d'adoption de l'IA est déjà en cours. En outre, l'étape de l'enrichissement des données et l'optimisation des outils par l'IA peuvent également prendre quelques années. Par conséquent, nous devons tenir compte de l'adoption directe et indirecte de l'IA pour avoir une vue d'ensemble. En bref, l'état de préparation et le stade de développement des capacités peuvent être considérés comme des indices mesurables de l'omniprésence.

¹⁰ CSRankings (2020). Classement des sciences informatiques. <http://csrankings.org/#/index?vision&canada>

- Filtre 1 : Institutions au Canada, 2010 à 2020, un seul domaine sélectionné : « vision par ordinateur » ;
- Filtre 2 : Institutions aux États-Unis et au Canada, 2010 à 2020, un seul domaine sélectionné : « vision par ordinateur ».

5.2. L'IA comme réponse à des besoins de niche et à des besoins critiques

Eu égard à l'exemple étudié d'intégration de l'IA dans l'équipement de protection individuelle (EPI) des pompiers, nous soutenons que l'IA est utilisée pour répondre à des besoins qui ne peuvent être satisfaits par les technologies existantes. Dans le cas de l'EPI (qui est un projet qui contribue à sauver des vies), l'équipement amélioré par l'IA n'entraîne pas une réduction de l'emploi. Bien au contraire, l'IA renforce la sécurité des pompiers et les rend plus efficaces sur le terrain. Les pompiers ont grandement besoin d'une telle amélioration pour faire mieux et plus en moins de temps. Deuxièmement, en améliorant l'EPI grâce à l'IA, de nouveaux emplois sont créés, car il faut augmenter le personnel de R-D et ajouter de nouvelles lignes de production au contexte de fabrication. Nous ne pouvons pas tirer de conclusions définitives sur la base du nombre limité de projets que nous avons étudiés. Peut-être pouvons-nous considérer le contexte avec prudence. Dans un cas où l'IA est utilisée pour des besoins de niche et qu'en y répondant elle contribue de plus à la santé et la sécurité des personnes, les effets de cette technologie sur l'emploi deviendraient-ils secondaires ? À tout le moins, dans un cas comme celui-ci, les avantages de l'IA l'emportent largement sur les éventuelles répercussions négatives sur l'emploi.

D'ailleurs, la nature particulière de tels projets exige l'emploi d'une main-d'œuvre plus qualifiée, d'experts de l'AA et la participation de nombreuses parties prenantes pour garantir un processus d'innovation rigoureux. On s'attend donc à une multiplication des tâches de main-d'œuvre et non à l'inverse. La citation suivante souligne le besoin de talents plus qualifiés pour les entreprises qui mènent des activités de haute technologie.

« Tech heavy firms still want to use cutting edge tools and avoid off-the-shelf tools, but they probably account for 20% of the industries where they rely on deep engineering with the science. These companies do require scientific depth next to engineering background when they do their hiring. »

(Code de l'interviewé : I016-P)

5.3. L'IA comme réponse aux besoins d'amélioration continue

Dans des cas comme ceux que nous avons cités en exemple, le génie aérospatial et les projets d'installations de recyclage, l'IA est utilisée dans les solutions technologiques comme un moyen d'améliorer la productivité : réduire considérablement les coûts de R-D tout en accélérant les projets de R-D, et améliorer le temps de réponse et la qualité des services. Dans ces cas, l'IA contribue à l'amélioration continue des fabricants et, à terme, son intégration peut directement et inévitablement entraîner des pertes d'emplois. Cependant, tout au long du processus de transformation numérique, en raison de sa complexité (intensification des efforts de R-D, de formation, de perfectionnement et de spécialisation), nous trouvons davantage de modifications et de créations de tâches.

D'un autre côté, les représentants d'entreprises interviewés ne voient pas beaucoup d'options pour éviter ces améliorations et la maigre consolation qui en découle pour une partie de leur personnel.

Ils sont en « phase de réflexion » et leur principale préoccupation est de savoir comment requalifier ou perfectionner leurs talents pour atténuer les conséquences négatives à long terme. Certains sont optimistes quant à la requalification et affirment que « *à court terme, en général, la requalification n'est pas un problème* » (I006-F).

La citation suivante provient d'une personne interrogée représentant une entreprise qui a réussi à transformer ses anciens systèmes de fabrication en systèmes intelligents. Cette personne reconnaît les pertes d'emploi, mais elle souligne également le caractère inévitable de la transformation numérique pour obtenir un avantage compétitif par rapport aux concurrents, voire par rapport aux grandes entreprises de son secteur.

« Before we needed 1.5 employees per machine. Today, we have 1 employee per 3 machines. We use 5.5 times fewer employees and that is only the beginning. That is where we make the most out of our investment. »

« There are many ways to lose your job, like losing it to pandemics, to competition, to innovation, to fast movers, and to those who are willing to learn. »

(Code de l'interviewé : I009-I)

« Another example which is on the cusp of coming is what we call writing codes without actually writing codes or building systems without writing codes or code free platforms. AutoML [Automated Machine Learning] is an example so you can build things without knowing too much about the underlying mechanics. It requires some coding but not advanced level, so it is becoming much easier to use complex technologies. »

(Code de l'interviewé : I016-P)

5.4. Effets du changement technologique sur les compétences

Dans la dernière année, nous avons tiré de précieux enseignements de la pandémie qui se poursuit. Premièrement, nous avons perdu beaucoup d'emplois à cause d'une maladie et non à cause d'un changement technologique comme l'utilisation d'IA pour prédire le moment où un entretien doit être effectué. Deuxièmement, c'est grâce à la technologie que les organisations ont pu survivre et garder leur personnel. Troisièmement, les employés et les organisations se sont engagés dans un processus continu de requalification et de perfectionnement professionnel, car certains processus de base ont changé en raison des conditions de travail à distance et des mesures de restriction. On peut donc penser que la crainte que l'IA nous prive de nos emplois n'est pas plus réelle que d'autres changements graves et dramatiques.

Dans le tableau 1, nous avons présenté les quatre archétypes d'entreprises en mutation numérique axée sur l'IA. En examinant la dimension des capacités techniques, on peut voir l'évolution des besoins en compétences au sein d'une organisation. Dans le cas de l'entreprise de la catégorie Aspirant, l'adoption de l'IA exige certainement une augmentation du personnel informatique interne et donc une évolution positive de l'emploi. C'est à ce stade qu'une entreprise réalise qu'elle

a besoin d'un service informatique interne si elle veut poursuivre ses projets d'IA et devenir une entreprise Fonceuse. Au fur et à mesure que l'IA (par exemple, l'intégration de l'AA dans les systèmes et équipements sous-jacents) devient plus omniprésente dans le contexte organisationnel, l'entreprise doit être plus indépendante pour répondre à ses besoins informatiques.

Une plus grande intégration de l'IA signifie également une modification plus profonde des processus de travail et des changements internes. Cela met également en évidence le fait que l'entreprise cherche à s'intégrer avec ses partenaires, ses clients et ses fournisseurs, et donc que des tâches de coordination sont créées et étendues. Dans ce scénario, il est très difficile de mesurer le nombre d'emplois perdus en raison des impacts de l'omniprésence de l'IA (car elle finit par toucher l'ensemble de l'entreprise) et le nombre d'emplois créés à la suite de la création de nouvelles tâches et de leur regroupement sous forme de processus d'affaires. L'emploi est un indicateur difficile à mesurer, car la transformation numérique se fait par étapes et sur une période qui s'étale sur plusieurs années. Tout autre facteur interne ou externe peut également avoir un impact sur le paysage de l'emploi au niveau organisationnel. Ainsi, la question de l'emploi, de l'amélioration des compétences et de la requalification des employés est un défi permanent que les organisations doivent relever lorsque leur stratégie d'intégration de l'IA passe d'un projet isolé à l'ensemble de l'entreprise et, finalement, à leur réseau de partenaires.

En outre, l'adaptation à une nouvelle méthode de travail et tout changement dans les compétences des employés d'une organisation sont des questions qui concernent à la fois les employés et leurs gestionnaires. D'une part, les employés (par exemple, les opérateurs de machines de première ligne dans le cas de la fabrication) doivent être disposés à suivre un processus d'apprentissage continu sur le lieu de travail. D'autre part, les cadres supérieurs doivent avoir une attitude positive, de la détermination et des connaissances sur la manière de procéder aux changements et d'adapter l'organisation à une nouvelle façon de travailler.

« Changes in skills caused by integration of AI, is more the question of how the top management supports their employees and perceives and present the issue of upskilling. »

(Code de l'interviewé : I006-F)

5.5. Productisation des solutions d'IA

Une observation importante qui est pertinente pour le profil de l'emploi dans le contexte organisationnel concerne l'effort continu des entreprises axées sur l'IA de produire des solutions d'IA pour les entreprises que nous classons dans la catégorie Aspirant.

Nos discussions avec des représentants d'entreprises axées sur l'IA mettent en évidence une logique simple : *« une solution d'IA désordonnée qui nécessite une armée d'experts pour la rendre opérationnelle ne semble pas être une solution, mais plutôt un problème ».*

Il y a quelques années, l'IA consistait davantage à faire des découvertes scientifiques et à faire progresser la partie recherche de la R-D. Le poids du « R » était bien plus lourd que celui du « D ». Aujourd'hui, alors que la recherche est la partie indispensable du progrès de l'IA, les entreprises

axées sur l'IA (alias les consultants) cherchent désespérément des moyens d'ajouter du poids à la partie « D » pour récolter les bénéfices financiers de leurs lourds investissements dans la recherche fondamentale. À un moment donné, l'adoption par le marché doit payer une partie de la facture de l'investissement. À cet égard, les entreprises axées sur l'IA jouent un rôle important dans la commercialisation des technologies de l'IA en transformant une solution complexe en un produit grand public qui répond aux besoins d'un bassin d'utilisateurs plus large. Les citations suivantes rendent compte de cette nouvelle tendance.

« 2018 was the year of natural processing language, biggest developments were on algorithmic level. 2019 was like an eye-opener for the entire world. All these investors are saying OK you guys have all your algorithms, you can do natural processing now.... Let's make some money off this now! And, boy, that proved to be hard! Almost no one really came out with anything that could do a lot in 2019. The ground breakers were the ones who understood the deployment and came up with very simple AI.... Simple regressions, simple classifications, they basically productized psychical world. The final nail to hammer in is to make it easy to deploy. To give the clients a simple end point that their IT guys can hit using simple API that fully integrate the AI platform into their processes, databases, and apps. »

(Code de l'interviewé : I004-D)

« The same kind of thing you have seen in 3D printing, there will always be an area where engineering and science are heavy where you build equipment and technologies, but then on the other side you have the innovators that just rely on the productized space and there are so many good products that you can just use them as a building block, and you don't need to go deep down into deep engineering. So, we are moving towards that, and it may take 5 to 10 years but it's coming and it's very close. This is not like a wild future taking place. It's one of those things that science and technology were already there for it for a while, it's just that now with lots of start-ups, small and big companies that are tired of not being able to hire talents, and for them this [AI solution] is necessary also want to cut costs by doing this [going for productized solutions]. »

(Code de l'interviewé : I016-P)

Le cas de l'entreprise Aspirant est important, car le taux d'intégration de l'IA chez les fabricants canadiens est très faible (environ 10 %) et il est donc raisonnable de supposer que de nombreuses entreprises relèvent de cet archétype. Ces entreprises possèdent une bonne quantité de données, des analystes d'affaires expérimentés et des experts en intelligence d'affaires. Elles connaissent la valeur des données, mais elles n'ont pas de processus délibéré de collecte de données, et leurs données stockées ne sont pas épurées. Elles veulent intégrer l'IA dans leurs systèmes pour faire passer leurs analyses commerciales à un niveau supérieur en utilisant les outils de l'AA et de l'AP. Leurs analystes commerciaux et leurs experts en intelligence d'affaires comprennent très bien leurs modèles d'entreprise ainsi que leurs données. Ils ont déjà travaillé avec leurs données. Le chaînon

manquant est les scientifiques de données : ces experts ne le sont pas et ils ne peuvent donc pas appliquer de manière transparente des algorithmes d'AA aux précieuses données dont ils disposent.

La situation est assez complexe. Au stade précoce de l'intégration de l'IA, ces entreprises n'ont pas encore les capacités humaines pour effectuer l'intégration. D'une part, elles tâtent le terrain et ne veulent pas se lancer dans un processus d'embauche — faire venir une équipe de scientifiques de données et de spécialistes de l'AA représentant un coût fixe plutôt élevé ; d'autre part, même si elles le font, les nouvelles recrues doivent passer par une courbe d'apprentissage laborieuse pour bien comprendre le modèle de l'entreprise, et pour épurer et comprendre les détails des données.

L'approche de la productisation est essentielle pour comprendre l'évolution de la main-d'œuvre, car si cette tendance se poursuit et s'avère fructueuse et qu'elle se généralise, les entreprises de la catégorie Aspirant sont susceptibles d'augmenter en nombre et elles auront plus de chances de faire l'expérience de l'impact de l'IA sur leurs activités. Comme nous le montrons dans le tableau 1, les entreprises représentées par cet archétype ont des compétences et un personnel informatique internes très limités, voire inexistant. S'ils veulent faire l'expérience de l'IA, il est plus facile et moins risqué pour eux de tâter le terrain et d'entamer leur voyage de transformation de l'IA avec une solution productisée.

À condition que les entreprises de type Aspirant soient convaincues d'intégrer davantage l'IA dans leur organisation et que leurs efforts pour la transformer soient couronnés de succès, nous pouvons nous attendre à un changement tangible en termes d'amélioration des compétences, de requalification et de pertes ou de créations d'emplois. Les citations suivantes soulignent l'importance de la tendance à la productisation pour faciliter l'intégration de l'IA.

« Rome was not built overnight! Our AI platform grows with our clients. As time progresses, our quarterly releases give them more and more power to start applying the ML the way they want to apply it. »

« This is a fully automated platform. Users can load up their data and right away do model selection, parameter optimization... they just need to have a general understanding of the problem they need to solve, e.g., is it a classification problem? Is it a regression problem? There are eight different tasks they can do depending on the data and type of learning (supervised or unsupervised) that they want to apply. »

« Our platform cleans the data - which is the most time consuming for all data scientists, as you know. Then they will do all the model selection and hyper-parameter optimization to give them good results, without having to understand what it's doing. »

« Deployment is a huge piece and has been a focus of our company. And it is already working very well. A platform that trains the model is ultimately useless if a firm cannot integrate it seamlessly and easily into their own systems and apps by their in-house IT team and not a

huge team of developers. So that is probably the biggest return and gain. Integration is a single biggest hurdle that firms cannot handle on their own easily. »

(Code de l'interviewé : I004-D)

La tendance à la productisation des solutions d'IA est perçue comme une stratégie efficace pour une meilleure intégration de l'IA dans les processus de travail des entreprises de divers secteurs. Cependant, la productisation a ses limites, car les entreprises de différents secteurs ont des modèles d'entreprise différents et elles ont besoin de tirer différentes informations à partir de leurs données. L'adoption à un stade précoce peut être résolue avec des plateformes productisées, mais d'autres facteurs entrent en ligne de compte pour aller de l'avant : a) la vitesse à laquelle une entreprise souhaite développer sa plateforme d'IA et intégrer l'AA dans ses systèmes, et b) dans quelle mesure une entreprise souhaite intégrer l'IA. Prenons un cas d'utilisation courant, celui de la modélisation du comportement des clients, qui nécessite un nombre limité de tâches qui doivent être répétées par des experts en intelligence d'affaires. Cette tâche peut être exécutée avec une plateforme d'IA productisée prête à l'emploi, sans personnalisation particulière.

Si une entreprise a besoin d'aller plus loin dans la solution, elle a la possibilité d'étudier les modèles et d'identifier ceux qu'elle devrait sélectionner. Elle peut également découvrir les paramètres sous-jacents qui expliquent pourquoi certaines prédictions sur la valeur vie client sont faites. La bonne nouvelle est que « *les solutions d'IA ne sont pas une boîte noire* ». Une entreprise peut donc prendre ces modèles et paramètres, reproduire les expériences et expérimenter avec elles sur les plateformes de son choix, que ce soit Python ou MatLab, etc. Les plateformes ouvertes d'IA offrent aux entreprises la possibilité d'explorer leurs données plutôt que de se limiter à les exploiter.

« If a company has dreams, they can always explore further with AI and accelerate their projects by hiring external experts beyond an early-stage deployment »

(Code de l'interviewé : I004-D)

6. OBSERVATIONS FINALES

Dans cette section, nous présentons nos conclusions, nos recommandations et des pistes de recherches futures. Appliquant une méthodologie de recherche qualitative, nous avons exploré l'adoption de l'IA au niveau de l'entreprise, s'interrogeant plus précisément comment les organisations s'y prennent pour intégrer l'AA dans leurs processus de travail et de fabrication. Sur la base de nos données d'entretiens, nous avons élaboré une échelle de maturité de l'adoption de l'IA et quatre archétypes pour classer les PME qui intègrent l'IA dans leurs processus de travail : l'Aspirant, le Foncéur, Le Leader et Le Visionnaire. Chaque archétype est défini en fonction de six dimensions, permettant de mettre en évidence les nuances des changements qui sont nécessaires pour qu'une entreprise puisse passer à l'étape suivante de l'adoption de l'IA. Nous dégageons et nous expliquons ensuite sept obstacles à l'adoption généralisée de l'IA par les PME

manufacturières. En troisième lieu, à l'aide de trois études de cas, nous explorons trois projets d'IA menés par des entreprises québécoises axées sur l'IA afin de montrer l'apport de l'intégration de l'apprentissage automatique (AA) aux produits et aux processus de travail en termes d'amélioration de la productivité des entreprises. Nous nous attardons longuement sur les effets de l'intégration de l'IA sur l'emploi au niveau de l'entreprise. Dans l'ensemble, les résultats de notre étude suggèrent que la réussite de l'intégration de l'IA nécessite une transformation numérique au niveau de l'entreprise, que nous présentons comme un continuum. Dans les premières étapes, où l'adoption de l'IA se fait autour de projets (en particulier pour les entreprises des catégories Aspirant et Foncéur), les effectifs des entreprises ont tendance à augmenter parallèlement aux gains de productivité en même temps que le perfectionnement indispensable des compétences de la main-d'œuvre existante. En outre, lorsque l'IA est déployée à l'échelle de l'entreprise (chez les Leaders et les Visionnaires) et que cette dernière rehausse le niveau de ses activités d'innovation, il est possible que les gains de productivité s'accompagnent de pertes d'emploi. En effet, cela dépend de comment l'entreprise aborde le processus de requalification et de perfectionnement professionnel de ses effectifs. Des recherches supplémentaires sont nécessaires sur ce sujet.

Enfin et surtout, bien que l'IA soit une excellente candidate pour épouser la formule TUG, elle ne passe pas encore le test de l'omniprésence au Canada. Sous l'aspect R-D, le pays est en bonne position et il progresse rapidement. Sur le plan de la recherche, le Canada se classe au 5^e rang (score : 34,3 sur 100) et sur le plan du développement, au 9^e rang (score : 24,6 sur 100).¹¹ À titre de comparaison, les États-Unis sont en tête de peloton avec un score de 100 sur les deux dimensions, tandis que la Chine occupe la deuxième et troisième places avec des scores respectivement de 58,4 et 79,8¹². Malheureusement, l'adoption de l'IA est très faible chez les fabricants canadiens. Au regard du sérieux travail de préparation que nécessite la mise en œuvre de l'IA au niveau de l'entreprise — selon l'archétype — nous avançons avec prudence que si nous mesurons l'IA uniquement en fonction de l'adoption ou du développement direct de l'IA par l'entreprise, nous risquons de passer à côté d'une grande partie du phénomène d'omniprésence. En outre, on trouve même des politiques qui découragent les entreprises d'entreprendre la transformation numérique et de rester sur la bonne voie jusqu'à l'achèvement du processus. Dans cette situation complexe, les indicateurs indirects (comme la transformation axée sur les données) sont des indices importants qui montrent qu'une entreprise se transforme progressivement en une entreprise optimisée grâce à l'IA. Par conséquent, il convient de tenir compte de l'adoption directe et indirecte de l'IA pour avoir une vue d'ensemble. Ainsi, l'état de préparation et le stade de

¹¹ La partie recherche concerne le volume de recherche spécialisée et le nombre de chercheurs en fonction du nombre de publications et de citations dans les périodiques scientifiques reconnus. La partie développement renvoie au développement de plateformes et d'algorithmes fondamentaux sur lesquels reposent les projets d'intelligence artificielle innovants. Source : Tortoise. (2020). Global AI Index. (en ligne) <https://www.tortoisemedia.com/intelligence/global-ai/>.

¹² Idem.

développement des capacités peuvent être considérés comme des signes mesurables de l’omniprésence.

Qui plus est, « *Rien de tel qu’une bonne crise pour catalyser l’innovation* », comme l’a relevé un participant au sommet NGen¹³ (E04). L’onde de choc qu’a causé la pandémie a fortement encouragé les entreprises de tous les secteurs à s’informer sur les technologies aussi diverses qu’importantes qu’elles ne connaissaient pas ou qu’elles étaient franchement réticentes à envisager à utiliser avant la pandémie de la COVID-19. Or, la pandémie s’éloigne, les chaînes d’approvisionnement battent déjà leur plein, et nous ne tarderons pas à voir les entreprises se lancer dans le rattrapage et les bonds en avant technologiques, en particulier dans les industries manufacturières. La procrastination et les demandes refoulées pour la transformation numérique et l’innovation commerciale axées sur l’IA se matérialiseront probablement en termes de recherche plus agressive de technologies de pointe pour la fabrication de pointe, de demande accrue de projets pilotes d’IA et de main-d’œuvre qualifiée, ainsi que de recherche de programmes gouvernementaux pour améliorer les compétences de la main-d’œuvre, entre autres. Ce sont là quelques-uns des points abordés lors du dernier sommet sur la chaîne d’approvisionnement de nouvelle génération : « *Strengthening Agility and Resilience in the Canadian Manufacturing Supply Chain* »¹⁴.

L’un des aspects positifs de la pandémie a été le changement du discours sur la transformation numérique et l’industrie 4.0. Plus précisément, dans l’après-pandémie, les entreprises manufacturières cherchent plus souvent à savoir comment “accélérer” leur transformation, et non pas “si” elles doivent l’initier. Un des participants à l’étude (E04) affirmait : « *Ce que nous savions était à faire est maintenant accéléré* [en ce qui concerne l’intégration de l’IA dans la fabrication de pointe] ». D’autres dirigeants du secteur manufacturier (E04) ont souligné « *la capacité des fabricants à être plus flexibles et plus agiles pour être en mesure de pivoter* », ce qui revient à la « *capacité [d’une entreprise] à trouver des données, à les gérer et à les utiliser* » (E04). Dans un pays doté d’une terre abondante et peu peuplée, l’innovation technologique semble être une voie logique.

Dans la présente étude, nous avons mis un coup de projecteur sur des thèmes ou dimensions clés et nous les avons examinés du point de vue de nos participants. Nous estimons que, compte tenu des ressources limitées tant au niveau de l’entreprise que du gouvernement, nous devrions être en mesure de hiérarchiser, par ordre de priorité, les changements qui doivent être effectués dans les entreprises afin de faciliter leur transformation numérique dans les cinq à dix prochaines années. Nous devons également déterminer lesquels sont plus importants que d’autres. En nous appuyant sur nos six dimensions et nos quatre archétypes, nous souhaitons réaliser une enquête complète

¹³ Source pour l’activité (17 juin 2021) : <https://www.ngen.ca/supply-chain-summit> . Voir également l’annexe I, Tableau 3.

¹⁴ Idem.

auprès des PME manufacturières situées au Québec et en Ontario pour atteindre les objectifs suivants :

- a) Classer les principaux moteurs de la transformation numérique axée sur l'IA en fonction de leur pertinence et de leur importance, et
- b) Classer les obstacles et leur impact négatif sur le processus de transformation numérique d'une entreprise axée sur l'IA.

Alors que le Canada cherche à maintenir sa position de chef de file dans le domaine de l'IA et à améliorer l'adoption de l'IA pour briser le paradoxe du pousser-tirer de la technologie, les décideurs doivent veiller à mettre sur pied des programmes qui soient inclusifs et accessibles à tous les types d'entreprises (en particulier les petites entreprises industrielles), sans égard à leur taille et à la portée de leurs activités; des programmes qui n'exacerbent pas la fracture technologique en créant des catalyseurs d'inflation des salaires des professionnels de l'IA (par exemple, les experts en AA). Alors que les technologies de l'information, et l'IA en particulier, deviennent de plus en plus des TUG, il est également primordial que les responsables politiques s'interrogent si le secteur des TI demeurera un domaine d'activité à part entière à long terme.

À la lumière des résultats de notre recherche, nous proposons les recommandations suivantes.

Recommandation 1

Pour accélérer l'adoption de l'IA, il faut d'abord accélérer l'adoption des technologies de l'information qui la soutiennent. Ainsi, les subventions gouvernementales en faveur de l'IA devraient en fait s'étendre aux domaines préalables à l'adoption de l'IA — tels que l'infonuagique et les différents systèmes d'information qui soutiennent la collecte, le traitement, l'analyse et la préparation des données. Il existe déjà quelques programmes de soutien comme “Audit industrie 4.0 : Réussir la transformation numérique de votre entreprise” et “Productivité innovation”. Nos participants ont souligné l'importance de l'appui que ces programmes apportent aux entreprises qui sont au tout début de ce processus (l'Aspirant et le Foncéur). Nous recommandons au gouvernement du Québec de continuer à investir dans ces programmes efficaces et d'en faire une promotion plus agressive.

Recommandation 2

Créer des programmes axés sur “l'enculturation consciente” destinés aux cadres. Des organisations comme ScaleAI, l'Institut de valorisation des données (IVADO), le Forum IA Québec, l'Institut Intelligence et Données (IID) de l'Université Laval, s'efforcent de rassembler différentes parties prenantes autour de projets communs en lien avec l'IA. Leur objectif principal est de développer un écosystème d'IA, en aidant à faire progresser la R-D en IA et en commercialisant les projets d'IA. Deux problèmes sont à relever ici. Premièrement, ces organismes financés par le gouvernement du Québec sont nombreux et les petites entreprises ne savent pas comment choisir parmi eux, comment les approcher et comment exploiter les ressources qu'ils proposent.

Deuxièmement, les enjeux culturels se cachent dans le jargon technique. Nous préconisons un programme axé entièrement sur la problématique culturelle qui offrirait un forum permettant aux fabricants de discuter de leurs chocs culturels, de leurs heurts culturels et de partager leur expérience et les solutions qui les ont aidés à surmonter ces obstacles dans le processus de transformation numérique axé sur l'IA. Cette recommandation est fondée à la fois sur nos résultats et sur la littérature scientifique en TI qui indiquent que les TI ne sont pas à elles seules un moteur de performance ; elles peuvent y contribuer, à condition d'être accompagnées d'un changement organisationnel (par exemple, Francalanci et Morabito, 2008). L'apprentissage de l'expérience des pairs est un moyen puissant et transformateur pour soutenir le changement organisationnel et stimuler la performance.

Recommandation 3

Le système actuel ne favorise pas les petites entreprises, il est plutôt axé sur les moyennes et les grandes entreprises. Il est donc impératif de fournir des subventions pour l'embauche de main-d'œuvre qualifiée en lien avec des projets d'IA, comme les experts en AA, mais aussi de personnel qui contribue indirectement à la réussite des projets d'IA. Il s'agit entre autres de travailleurs qualifiés ayant une expertise en matière de programmation de logiciels, d'analyse de données, d'architecture de systèmes et de systèmes infonuagique.

7. RÉFÉRENCES

- Agrawal, J., Gans, J., & Goldfarb, A. (Eds.). (2019). *The economics of artificial intelligence*. Chicago, IL: University of Chicago Press.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Artificial intelligence, automation, and work. In A. Agrawal, J. Gans, and A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp.197-236). Chicago: University of Chicago Press.
- AICan2019. (2019). *Annual report of the CIFAR Pan-Canadian AI strategy*. Retrieved from <https://www.cifar.ca/ai>.
- Basen, I., (February 21, 2020). Is AI overhyped? Researchers weigh in on technology's promise and problems. *CBC - The Sunday Magazine*. Retrieved from <https://www.cbc.ca/radio/sunday/the-sunday-edition-for-february-23-2020-1.5468283/is-ai-overhyped-researchers-weigh-in-on-technology-s-promise-and-problems-1.5468289>.
- Becker, J., Knackstedt, R., & Pöppelbuß, J. (2009). Developing maturity models for IT management – A procedure model and its application. *Business & Information Systems Engineering*, 1, 213–222.
- Bertolini, M., Mezzogori, D., Neroni, M., & Zammori, F. (2021). Machine learning for industrial applications: a comprehensive literature review. *Expert Systems with Applications*, 175.
- Bharadwaj, A., El Sawy, O., Pavlou, P., & Venkatraman, N. (2013). Digital business strategy: Toward a next generation of insights. *MIS Quarterly*, 37, 471–482.
- Besson, P., & Rowe, F. (2012). Strategizing information systems-enabled organizational transformation: A transdisciplinary review and new directions. *Journal of Strategic Information Systems*, 21, 103-124.
- Bresnahan, T. F., & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies 'engines of growth'? *Journal of Econometrics*, 65(1), 83-108.
- Brunetti, F., Bonfanti, A., De, L. A., Matt, D. T., Pedrini, G., & Orzes, G. (2020). Digital transformation challenges: Strategies emerging from a multi-stakeholder approach. *TQM Journal*, 32(4), 697–724. <https://doi.org/10.1108/TQM-12-2019-0309>.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics, *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp.1-44). Chicago: University of Chicago Press.
- Burgelman, R. (1991). Intraorganizational ecology of strategy making and organizational adaptation: theory and field research. *Organization Science*, 2, 239–262.
- Butler, T., & Murphy, C. (2008). An exploratory study on IS capabilities and assets in a small-to-medium software enterprise. *Journal of Information Technology*, 23, 330–344.
- Capgemini Research Institute. (2019). Scaling AI in manufacturing operations: A practitioners' perspective. Retrieved from <https://www.capgemini.com/ca-en/research/scaling-ai-in-manufacturing-operations/>.

- Cantner, U., & Vannuccini, S. (2012). A new view of general purpose technologies. Jena Economic Research papers (#2012 – 054). ISSN 1864-7057.
- Chan, Y.E., & Horner Reich, B. (2007a). IT alignment: What have we learned? *Journal of Information Technology*, 22, 297-315.
- Chan, Y.E., & Horner Reich, B. (2007b). IT alignment: An annotated bibliography. *Journal of Information Technology*, 22, 316-96.
- Chowdhury, N., Hakim, Z., Kim, T., Taylor, N. A., Remennik, T., Rogers, S., Strome, E., & Wallis, J. (2020). Pan-Canadian AI strategy impact assessment report. Accenture – CIFAR Retrieved from <https://cifar.ca/wp-content/uploads/2020/11/Pan-Canadian-AI-Strategy-Impact-Assessment-Report.pdf>.
- Cockburn, I.M., Henderson, R., & Stern, S. (2019). The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis. In A. Agrawal, J. Gans, and A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence* (pp. 115-148). The University of Chicago Press.
- Dangayach, G.S., & Deshmukh, S.G. (2001). Manufacturing strategy: Literature review and some issues. *International Journal of Operations & Production Management*, 21(7), 884-932.
- de Bruin, T., Rosemann, M., Freeze, R., & Kulkarni, U. (2005). Understanding the main phases of developing a maturity assessment model. In *ACIS 2005 Proceedings - 16th Australasian Conference on Information Systems*.
- David, P.A. (1990). The Dynamo and the computer: An historical perspective on the modern productivity paradox. *American Economic Review Papers and Proceedings*, 355-361.
- Deloitte (2019). Canada's AI imperative start, scale, succeed. Retrieved from <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ca/Documents/deloitte-analytics/ca-ai-adoption-aoda-en.pdf>.
- Dengler, K., & Matthes, B. (2018). The impacts of digital transformation on the labour market: Substitution potentials of occupations in Germany. *Technological Forecasting & Social Change*, 137, 304–316.
- Francalanci, C., & Morabito, V. (2008). IS integration and business performance: The mediation effect of organizational absorptive capacity in SMEs. *Journal of Information Technology*, 23, 297–312.
- Gioia, D.A., Corley, K.G., & Hamilton, A.L. (2012). Seeking qualitative rigor in inductive research: Notes on the Gioia methodology. *Organizational Research Methods*, 16, 15-31.
- Gioia, D. A., & Pitre, E. (1990). Multiparadigm perspectives on theory building. *The Academy of Management Review*, 15, 584-602.
- Glaser, B. G., & Strauss, A. (1967). *The discovery of grounded theory: Strategies for qualitative research*. Chicago: Aldine.
- Gobert, C., Reutzel, E. W., Petrich, J., Nassar, A. R., & Phoha, S. (2018). Application of supervised machine learning for defect detection during metallic powder bed fusion additive manufacturing using high resolution imaging. *Additive Manufacturing*, 21, 517–528.

- Government of Canada. (2018). Overview of the Canadian agriculture and agri-food sector 2018. Retrieved from <https://www.agr.gc.ca/eng/canadas-agriculture-sectors/sector-overviews-data-and-reports/overview-of-the-canadian-agriculture-and-agri-food-sector-2018/?id=1605883547264>.
- Griliches, H. (1957). Hybrid corn: An exploration in the economics of technological change. *Econometrica*, 25, 501-522.
- Grover, V., Kohli, R. (2013). Revealing your hand: caveats in implementing digital business strategy. *MIS Quarterly*, 37(2), 655–662.
- GTAI (Germany Trade & Invest). 2014. Industries 4.0-Smart Manufacturing for the Future. Berlin: GTAI.
- Günther, W. A., Rezazade Mehrizi, M. H., Huysman, M., & Feldberg, F. (2017). Debating big data: A literature review on realizing value from big data. *Journal of Strategic Information Systems*, 26(3), 191-209.
- Hannan, M., Freeman, J.(1984). Structural inertia and organizational change. *American Sociological Review*, 49, 149–164.
- Hess T, Matt, C., Benlian, A., & Wiesböck, F. (2016). Options for formulating a digital transformation strategy. *MIS Quarterly Exec.*,15(2), 123–139.
- Hodgson, G. M. (1998). On the evolution of Thorstein Veblen’s evolutionary economics. *Cambridge Journal of Economics*, 22, 415-431.
- Hübner, M., Liebrecht, C., Malessa, N., Kuhnle, A., Nyhuis, P., & Lanza, G. (2017). A process model for implementing Industry 4.0-Introduction of a process model for the individual implementation of Industry 4.0 methods. *Wt Werkstattstech.*, 107, 266–272.
- Hudson, M. A., Smart, A., & Bourne, M. (2001). Theory and practice in SME performance measurement systems. *International Journal of Operations & Production Management*, 21(8), 1096–1115.
- Innovation, Science and Economic Development Canada (ISED) (March 12, 2020). *Canadian manufacturing sector gateway*. Retrieved from <https://www.ic.gc.ca/eic/site/mfg-fab.nsf/eng/home>.
- Jovanovic, B., & Rousseau, P. L. (2005). General purpose technologies. In Handbook of Economic Growth, Philippe Aghion & Steven Durlauf (ed.), edition 1, volume 1, chapter 18, pages 1181-1224 Elsevier.
- Kagermann, H., Helbig, J., Hellinger, A., & Wahlster, W. (2013). Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the Future of German Manufacturing Industry; Final report of the Industrie 4.0 Working Group; Forschungsunion: Frankfurt am Main, Germany, 2013.
- Kang, H.S., Lee, J.Y., Choi, S., Kim, H., Park, J.H., Son, J.Y., Kim, B.H., & Do Noh, S. (2016). Smart manufacturing: Past research, present findings, and future directions. *Int. J. Precis. Eng. Manuf. Green Technol.*, 3, 111–128.

- Kohli, R., & Johnson, S. (2011). Digital transformation in latecomer industries: CIO and CEO leadership lessons from Encana oil and gas (USA) Inc. *MIS Quarterly Exec*, 10(4), 141–156.
- Kumar, N., Stern, L. W., & Anderson, J.C. (1993). Conducting interorganisational research using key informants. *Academy of Management Journal*, 36, 1633–1651.
- Kusiak, A. (2017). Smart manufacturing must embrace big data. *Nature*, 544(7648), 23–25.
- Loebbecke C, & Picot, A. (2015). Reflections on societal and business model transformation arising from digitization and big data analytics: a research agenda. *Journal of Strategic Information Systems*, 24(3), 149–157.
- Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1985). *Naturalistic inquiry*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Lipsey, R., Bekar, C., & Carlaw, K. (1998). General purpose technologies: What requires explanation? In E. Helpman (Ed.), *General purpose technologies and economic growth* (pp. 14–54). Cambridge, MA: MIT Press.
- Lu, Y. (2017). Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues. *Journal of Industrial Integration Information*, 6, 1–10.
- McGrath, S. (2020). *Recycling facilities in Canada*. Canada industry (NAICS) report 56292CA. IBISWorld.
- McLeod, J. (November 28, 2018). Canada risks losing its artificial intelligence edge as adoption lags and the tech goes mainstream. Financial Post. Retrieved from <https://financialpost.com/technology/canada-risks-losing-its-artificial-intelligence-edge-as-adoption-lags-and-the-tech-goes-mainstream>.
- McKinsey Analytics. (2018). *Notes from the AI frontier: AI adoption advances, but foundational barriers remain*. Retrieved from McKinsey & Company website: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/ai-adoption-advances-but-foundational-barriers-remain>.
- Merriam-Webster. (n.d.). Maturity. In Merriam-Webster.com dictionary. Retrieved August 23, 2021, from <https://www.merriam-webster.com/dictionary/maturity>.
- Merriam-Webster. (n.d.). Mature. In Merriam-Webster.com dictionary. Retrieved August 23, 2021, from <https://www.merriam-webster.com/dictionary/mature>.
- Mezzogori, D., & Zammori, F. (2019). An entity embeddings deep learning approach for demand forecast of highly differentiated products. *Procedia Manufacturing*, 39, 1793–1800.
- Miller, D., & Friesen, P.H. (1980a). Momentum and revolution in organization adaptation. *Academy of Management Journal*, 23, 591–614.
- Miller, D., Friesen, P.H. (1980b). Archetypes of organisational transition. *Administrative Science Quarterly*, 25, 268–299.
- Monostori, L. (2003). AI and machine learning techniques for managing complexity, changes and uncertainties in manufacturing. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 16(4), 277–291.
- Murphy, K. (2012). *Machine learning: A probabilistic perspective*. Cambridge: The MIT Press.

- Nadkarni, S., & Pruegl, R. (2021) Digital transformation: a review, synthesis and opportunities for future research. *Management Review Quarterly*, 71(2), 233-341.
- Nelson, R., & Winter, S. (1982), An evolutionary theory of economic change, Belknap press.
- Next Generation Manufacturing Canada (NGen). (January 28, 2021). What's next? Creating value in business through AI. www.ngen.ca.
- OECD/Eurostat. (2005). *Oslo Manual: Guidelines for Collecting and Interpreting Innovation Data, 3rd Edition*, The Measurement of Scientific and Technological Activities, Paris: OECD Publishing, <https://doi.org/10.1787/9789264013100-en>.
- OECD. (2015). *Frascati Manual 2015: Guidelines for Collecting and Reporting Data on Research and Experimental Development*, The Measurement of Scientific, Technological and Innovation Activities, OECD Publishing, Paris. DOI: <http://dx.doi.org/10.1787/9789264239012-en>
- Orlikowski, W. (1996). Improvising organizational transformation over time: A situated change perspective. *Information Systems Research*, 7(1), 63–92.
- OECD/Eurostat. (2018). Oslo Manual 2018: Guidelines for Collecting, Reporting and Using Data on Innovation (4th Ed.), The Measurement of Scientific, Technological and Innovation Activities, OECD Publishing, Paris/Eurostat, Luxembourg. <https://doi.org/10.1787/9789264304604-en>.
- Plowman, D.A., Baker, L.T., Beck, T.E., Kulkarni, M., Solansky, S.T., & Travis, D.V. (2007). Radical change accidentally: the emergence and amplification of small change. *Academy of Management Journal*, 50(3), 515–543.
- Priore, P., Ponte, B., Puente, J., & Gomez, A. (2018). Learning-based scheduling of flexible manufacturing systems using ensemble methods. *Computers & Industrial Engineering*, 126, 282–291.
- Priore, P., Ponte, B., Rosillo, R., & de la Fuente, D. (2019). Applying machine learning to the dynamic selection of replenishment policies in fast-changing supply chain environments. *International Journal of Production Research*, 57(11), 3663–3677.
- Quebec Immigration (2021, April 22). Permanent immigration pilot program for workers in the artificial intelligence, information technologies and visual effects sectors. Retrieved from <https://www.quebec.ca/en/immigration/immigration-programs/artificial-intelligence/selection-conditions>.
- Rauch, E., Unterhofer, M., Rojas, R. A., Gualtieri, L., Woschank, M., & Matt, D. T. (2020). A Maturity Level-Based Assessment Tool to Enhance the Implementation of Industry 4.0 in Small and Medium-Sized Enterprises. *Sustainability*, 12(9), 35-59.
- RBC Thought Leadership. (August 2019). Farmer 4.0 - How the coming skills revolution can transform agriculture. Retrieved from <https://thoughtleadership.rbc.com/farmer-4-0-how-the-coming-skills-revolution-can-transform-agriculture/>.
- Raymond, L., & Bergeron, F. (1996). EDI success in small and medium-sized enterprises. *Journal of Organizational Computing and Electronic Commerce*, 6(2), 161-72.

- Raymond, L., & Blili, S. (2001). Organizational learning as a foundation of electronic commerce in the network organization. *International Journal of Electronic Commerce*, 5(2), 29-45.
- Raymond, L., & Bergeron, F. (2008). Enabling the business strategy of SMEs through e-business capabilities - A strategic alignment perspective. *Industrial Management and Data Systems*, 108(5), 577-595.
- Reichstein, T., & Salter, A. (2006). Investigating the sources of process innovation among UK manufacturing firms. *Industrial and Corporate Change*, 15, 653-682.
- Rojas, R.A., & Rauch, E. (2019). From a literature review to a conceptual framework of enablers for smart manufacturing control. *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, 104, 517–533.
- Schumacher, A., Erol, S., & Sihm, W. (2016). A maturity model for assessing Industry 4.0 readiness and maturity of manufacturing enterprises. *Procedia CIRP* 52, 161–166.
- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. Penguin Books.
- Sebastian, I. M., Ross, J. W., Beath, C., Mocker, M., Moloney, K. G., Fonstad, N. O. (2017). How big old companies navigate digital transformation. *MIS Quarterly Executive*, 16(3), 197–213.
- Sia, S. K., Soh, C., & Weill, P. (2016). How DBS bank pursued a digital business strategy. *MIS Quarterly Exec*, 15(2), 105–121.
- Simon, H. (1983). *Machine learning: An artificial intelligence approach*. Tioga Press.
- Strauss, A. L., & Corbin, J. (1990). *Basics of qualitative research: Grounded theory procedures and techniques*. Newbury Park, CA: SAGE.
- Susto, G. A., Schirru, A., Pampuri, S., McLoone, S., & Beghi, A. (2015). Machine learning for predictive maintenance: A multiple classifier approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(3), 812–820.
- Taddy, M. (2019). The technological elements of artificial intelligence. In A. Agrawal, J. Gans, and A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence* (pp. 61-87). The University of Chicago Press.
- Terziovski, M. (2010). Innovation practice and its performance implications in small and medium enterprises (SMEs) in the manufacturing sector: a resource-based view. *Strategic Management Journal*, 31(8), 892–902.
- The Economist. (November 4, 2017). *How Canada's unique research culture has aided artificial intelligence*. Retrieved from <https://www.economist.com/the-americas/2017/11/04/how-canadas-unique-research-culture-has-aided-artificial-intelligence>.
- Thoben, K.D., Wiesner, S., & Wuest, T. (2017). Industrie 4.0 and smart manufacturing – a review of research issues and application examples. *Int. J. Autom. Technol.*, 11, 4–16.
- Tortoise. (2020). Global AI Index Methodology. Retrieved from <https://www.tortoisemedia.com/wp-content/uploads/sites/3/2020/12/Global-AI-Index-Methodology-201203.pdf>.
- Trajtenberg, M. (2019). Artificial intelligence as the next GPT: A political-economy perspective. In A. Agrawal, J. Gans, and A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence* (pp. 175-186). The University of Chicago Press.

- Tushman, M.L., & Romanelli, E. (1985). Organizational evolution: A metamorphosis model of convergence and reorientation. In B.M. Staw, L.L. Cummings (Eds.), *Research in Organizational Behavior* (pp. 171–222). JAI Press.
- Veblen, T. (1998). Why is economics not an evolutionary science? *Cambridge Journal of Economics*, 22, 403-414.
- Vector Institute. (2021). Federal government renews pan-Canadian AI strategy. Retrieved from <https://vectorinstitute.ai/2021/05/03/federal-government-renews-pan-canadian-ai-strategy>
- Villeneuve, S. (2019). *Boosting competitiveness of Canadian businesses: Clearing a path to wide scale AI adoption*. Retrieved from Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship website: <https://brookfieldinstitute.ca/reports/>.
- Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data science, predictive analytics, and big data: A revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 77–84.
- Wolfe, D. A. (2018). *Creating digital opportunity for Canada*. Toronto, ON: Brookfield Institute for Innovation + Entrepreneurship and Innovation Policy Lab, Munk School of Global Affairs.
- World Economic Forum. (2018). *The future of job reports 2018*. ISBN 978-1-944835-18-7.
- Xu, L. D., Xu, E. L., & Li, L. (2018). Industry 4.0: State of the art and future trends. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2941–2962.
- Yin, R. K. (2009). *Case study research* (4th ed.). USA: SAGE.
- Yin, R. K. (2011). *Qualitative research from start to finish*. New York: The Guilford Press.

8. ANNEXES

8.1. Annexe I — Sources des données

Tableau 2. Profil des entreprises représentées par les personnes interviewées

Entretiens			Personnes interviewées			Caractéristiques de l'entreprise				
Code ^a	Nb	Durée (min.)	Poste	Niveau de scolarité	Industrie	Taille	Champ de spécialité	Siège	Année de création	Régime de propriété
I001-A	1	43	Cofondateur et responsable technique	Ph.D.	Électronique grand public	2-10	Technologies et dispositifs d'écoute intelligents	QC, Canada	<5	Entreprise privée
I002-B	1	61	Créateur et ingénieur principal	M.B.A.	Électronique grand public	2-10	Une bibliothèque d'apprentissage automatique de haut niveau permettant de créer des programmes d'apprentissage à partir de données en utilisant le langage PHP	QC, Canada	?	Entreprise privée
I003-C	1	60	Chef de projet	M.Sc.	Aviation et aérospatiale	11-50	Recherche collaborative, innovation, formation de main-d'œuvre hautement qualifiée, promotion, collaborations nationales et internationales, et aérospatiales	QC, Canada	2002	Entreprise sans but lucratif
I004-D	1	15	Directeur de la recherche	Ph.D.	Logiciels d'ordinateur	51-200	IA, AA, développement de logiciels, conseil en IA, stratégie d'IA, apprentissage profond, plateforme d'AA et plateforme d'IA	QC, Canada	2005	Entreprise privée
I005-E	2	80	Responsable de la recherche technique	Ingénieur	Logiciels d'ordinateur	10 000+	Logiciels et technologies de conception	CA, États-Unis	1982	Entreprise publique
I006-F	7	434	Chef de la stratégie et du partenariat	M.Sc.	TI et services	11-50	Intelligence d'affaires et entreposage de données, intégration de données, AA, IA, science des données, DataOps, ingénierie des données, etc.	QC, Canada	2005	Entreprise privée
I007-G	1	45	Président du conseil consultatif	Ph.D.	TI et services	11-50	Écosystème de soutien à l'IA	ON, Canada	2017	Entreprise sans but lucratif
I008-H	1	46	Chaire AI	Ph.D.	Recherche	51-200	Science, recherche, politiques publiques, intelligence artificielle et innovation	ON, Canada	1982	Entreprise sans but lucratif
I009-I	1	64	Co-Président	M.B.A.	Aviation et aérospatiale	51-200	Fabrication de haute précision, Aérospatiale, Défense, CNC, Assemblage, Programme des marchandises contrôlées, ITAR	QC, Canada	1970	Entreprise privée

Entretiens			Personnes interviewées		Caractéristiques de l'entreprise					
Code ^a	Nb	Durée (min.)	Poste	Niveau de scolarité	Industrie	Taille	Champ de spécialité	Siège	Année de création	Régime de propriété
I010-J	1	37	Chercheur	Ph.D.	Établissement d'enseignement	5,001-10,000	Ingénierie de la robotique et de l'automatisation	ON, Canada	1848	s.o.
I011-K	1	30	Développeur de logiciels d'automatisation et de contrôle	Ph.D.	Aviation et aérospatiale	10,001+	Transport, rail, ingénierie, aérospatiale et aviation	QC, Canada	1967	Entreprise publique
I012-L	1	49	Scientifique de données senior	MSc.	Logiciels d'ordinateur	1,001-5,000	Logiciels d'enquête en ligne, études de marché, NPS, panels, VOC, expérience client, expérience produit, gestion de l'expérience	DC, États-Unis	2002	Entreprise privée
I013-M	4	270	PDG	M.B.A.	Informatique et services	2-10	Stratégie, gouvernance, planification, données, tableau de bord, innovation, transformation, modèles d'entreprise, modèle d'exploitation, logiciels OKR, technologie et affaires	ON, Canada	2015	Entreprise privée
I014-N	1	18	Directeur général	M.B.A.	Services financiers	2-10	Fintech, IA, chaîne de blocs, cybersécurité, technologie, finance, entrepreneuriat, cryptomonnaie, entreprises en démarrage, institutions financières, fondateurs, innovation, innovation ouverte	QC, Canada	2016	Entreprise sans but lucratif
I015-O	1	35	Professeur assistant de recherche	Ph.D.	Instituts de recherche en informatique	11-50	Professeur adjoint de génie industriel et des systèmes, responsable de la recherche sur l'IA	CA, États-Unis	1976	Entreprise sans but lucratif
I016-P	1	20	Département des ventes	N.D. ^c	Machines	51-200	Delta Flexible Harrows, Complete Wireform Solutions, solutions pneumatiques sur mesure et solutions de fabrication sur mesure.	SK, Canada	1966	Entreprise privée
Total	27	1,337								

Notes : ^a Code de la personne interrogée

^b Taille définie en fonction du nombre d'employés à temps plein

^c Non divulgué. La personne interrogée a des dizaines d'années d'expérience dans l'industrie et les machines agricoles en Saskatchewan, Canada. Elle connaît les outils d'IA de pointe utilisés dans la chaîne d'approvisionnement agricole.

Tableau 3. Sources de données secondaires

N° de l'activité	Sources secondaires proposées par les informateurs	Durée (minutes)
E01	NGen - Creating value for business through AI – Focus on advanced manufacturing	60 minutes
E02	NGen — Additive manufacturing	90 minutes
E03	L'Académie de Montréal.IA	90 minutes
E04	Strengthening Agility and Resilience in the Canadian Manufacturing Supply Chain (17 juin 2021) - Organisée par NGen	Activité d'une journée
E05	Adopting AI: Ensuring Technical Readiness (séminaire du MIT)	60 minutes
		Total 390 minutes

Note importante :

Nos informateurs ont soutenu notre recherche en nous orientant vers des activités en ligne étroitement liées à notre recherche. Ces activités — présentées dans le Tableau 3 ci-dessus — ont servi de sources secondaires de données.

8.2. Annexe II — Informations relatives aux entretiens

8.2.1. Préparation du guide d'entretien

Toutes les entrevues ont été menées selon le Guide d'entrevue (ou protocole d'entrevue de Polytechnique Montréal) qui a été élaboré pour la présente recherche. Ce protocole d'entrevue comprend, entre autres, les sections suivantes : Objectifs de l'entrevue et concepts clés, types d'entrevue, durée et nombre d'entrevues, lieu de l'entrevue, consentement éclairé des participants, anonymat, confidentialité, gestion de la sécurité des données ; procédure d'entrevue (ex. préambule, administration du questionnaire et conduite des entrevues, clôture) ; procédure de transcription des données (ex. classement des fichiers vocaux, confidentialité et gestion des données) ; organigramme de l'ensemble du processus d'entrevue ; formulaires de consentement en anglais et en français ; et entente de non-divulgence.

Il nous a fallu environ quatre mois pour préparer, réviser et soumettre la version définitive de tous ces documents au Comité d'éthique de la recherche de Polytechnique Montréal. Au terme de l'évaluation, le comité a émis un « certificat de conformité éthique » qui nous a permis de commencer notre recherche de terrain.

8.2.2. Exemples de questions d'entretien

Pour créer la liste préliminaire de questions pour la partie structurée des entretiens, nous avons analysé la littérature scientifique sur l'innovation de processus, la productivité, l'adoption de technologies et l'apprentissage automatique dans le contexte de la fabrication. Vous trouverez ci-dessous un échantillon de questions que nous avons posées lors des entretiens.

1. Quelles sont les principales méthodes ou approches d'IA que vous utilisez pour répondre aux demandes de vos clients ?
2. Avez-vous participé à un projet (un projet de transformation numérique, par exemple) dont vous seriez à l'aise de parler ? Sinon, nous pouvons parler de façon plus générale de votre champ d'expertise en ce qui a trait à la transformation d'entreprises en vue d'améliorer l'efficacité ou l'efficacité de leurs opérations.
3. Votre société aide les entreprises à réaliser leur transformation numérique. Pour quels fonctions et processus organisationnels créez-vous le plus souvent des logiciels ou déployez-vous des solutions d'IA ? Quel impact avez-vous sur les résultats, la productivité et la compétitivité d'une organisation dans le cadre de sa transformation numérique axée sur l'IA ?
4. Qu'est-ce que les solutions axées sur l'IA apportent de si différent ? L'investissement (temps, courbe d'apprentissage, coût de l'investissement initial, maintenance, etc.) justifie-t-il les gains ?
5. Votre participation technique touche-t-elle le cœur des opérations de l'entreprise ou concerne-t-elle plutôt les changements périphériques ?

6. En quoi, selon vous, ces nouveautés influencent la productivité au niveau organisationnel ? Pourriez-vous donner quelques exemples de la façon dont vos projets ou d'autres projets auxquels vous avez participé ont eu un impact sur les processus de fabrication et l'efficacité des opérations ?
7. Pensez-vous que les innovations technologiques visant l'amélioration des processus sont motivées par la volonté de répondre aux exigences du marché ? Attirer les investisseurs ? Ou répondre aux besoins de l'entreprise en termes d'amélioration de ses performances ? Proposez-vous une autre façon de voir les choses ?
8. Pensez-vous que les ingénieurs (technologues) encouragent l'utilisation d'applications d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond dans diverses fonctions commerciales pour répondre à des stratégies d'entreprise plus larges visant l'efficacité, le développement et l'accès à de nouveaux marchés, la réduction des coûts, ou pour satisfaire une curiosité d'ingénieur ? Veuillez préciser.
9. L'intégration au niveau de l'entreprise est-elle un processus fluide et sans heurts ? Dans la négative, quels sont les principaux défis à relever ?
10. Avez-vous rencontré des résistances chez vos clients dans le contexte de la mise en œuvre de cette technologie ? Quels types de résistance avez-vous rencontrés ?
11. D'après votre expérience dans différents secteurs, pensez-vous que les entreprises québécoises sont favorables à l'IA ou non ? Comment voyez-vous la mise en œuvre de l'IA à l'échelle de la province ? Êtes-vous en mesure de comparer l'adoption de l'IA par les PME et son adoption par les grandes entreprises ?
12. Pensez-vous que le recours à des processus de fabrication axés sur l'apprentissage automatique peut réduire de manière significative la dispersion des bénéfices ?
13. Lors de l'essor qu'a connu l'adoption des technologies de l'information (TI) par les entreprises, on a constaté qu'elles ont été mal gérées. Cette mauvaise gestion s'est traduite par un paradoxe de la productivité qui nous a menés à nous interroger sur l'opportunité d'investir les fonds provenant d'investisseurs dans les TI. Aujourd'hui, nous assistons à une nouvelle vague d'investissements dans les processus de fabrication axés sur l'IA. Pensez-vous que nous serons de nouveau confrontés à une mauvaise gestion, ou que la situation sera différente cette fois-ci ? Pourquoi ?
14. À votre avis, l'adoption de l'apprentissage profond s'explique-t-elle par une croissance de la productivité ou par autre chose ? Peut-être une augmentation temporaire de la productivité et le désir d'éliminer des concurrents ? Ou... Qu'en pensez-vous ?
15. L'inadéquation entre la technologie et les compétences est un phénomène qui, historiquement, a entraîné un décalage considérable entre la productivité totale des facteurs et la production par travailleur. Quelles sont les sources de cette inadéquation ou plus simplement pourquoi pensez-vous que cette inadéquation existe ?
16. Quelles sont les nouvelles compétences que les opérateurs devront acquérir par suite de l'intégration de machines intelligentes (par exemple, une machine commandée par ordinateur [CNC]) ?

17. En tant que gestionnaire qui a une expérience de première main des effets du financement externe provenant du gouvernement du Québec sur les résultats, la rentabilité et la croissance de votre organisation, quelles seraient vos recommandations pour les années à venir ?
18. Pensez-vous que la nature ou le type de compétences en matière de résolution de problèmes changent au fur et à mesure que nous introduisons de plus en plus de machines intelligentes dans les opérations ?
19. Après avoir mené à bien différents projets d'« apprentissage supervisé » dans le cadre d'initiatives de transformation numérique ayant entraîné le déplacement de catégories d'emplois particulières, dans quelle mesure êtes-vous convaincu qu'il est possible de requalifier les personnes qui ont perdu leur emploi pour qu'elles puissent accéder à d'autres postes dans le même secteur ?