

Titre : Perspectives sur les besoins en compétences pour les usages de l'IA dans l'industrie 4.0 au Québec

Rubrique : Articles de recherches

Auteur(s)

Camille Zinopoulos, doctorante¹
Simon Parent, chercheur¹
Gabrielle Teyssier-Roberge, professeure²
Andréane Sabourin-Laflamme, professeure³
Frédéric Bruneault, professeur³
Sébastien Tremblay, professeur¹
Alexandre Marois, professeur^{1,4}

Citation : Zinopoulos, C., Parent, S., Teyssier-Roberge, G., Sabourin-Laflamme, A., Bruneault, F., Tremblay, S. et Marois, A. (2025). Perspectives sur les besoins en compétences pour les usages de l'IA dans l'industrie 4.0 au Québec. *Ad Machina*, 9(1), 160-191. <https://doi.org/10.1522/radm.no.9.2035>

Affiliation des auteurs

1 : Université Laval, Québec, Canada
2 : École nationale d'administration publique, Québec, Canada
3 : Cégep André-Laurendeau, Montréal, Canada
4 : University of Lancashire, Preston, United Kingdom

Remerciements

Les auteurs et autrices tiennent à remercier le soutien de Delphine de Hemptinne pour sa lecture de l'article et de Jacob Boivin pour son soutien à l'analyse de la littérature recensée. Nous sommes également reconnaissants envers Mihai Florea (Thales CortAIx) et envers le consortium ConfianceIA pour les discussions sur les différents usages de l'IA dans l'industrie. Cette étude est soutenue par un financement octroyé par l'Observatoire international sur les impacts sociétaux de l'IA et du numérique (Obvia), propulsé par le Fonds de recherche du Québec.

Déclaration des conflits d'intérêts

- Aucun conflit d'intérêts à déclarer
 Conflit d'intérêts à déclarer (veuillez détailler)

Déclaration de l'utilisation de l'IA

- Nous n'avons pas d'utilisation de l'IA à déclarer
 Nous déclarons l'utilisation de l'IA (veuillez détailler)

Résumé (250 mots)

Au fil des dernières années, l'utilisation de l'IA dans le monde du travail s'est considérablement répandue. Or, une fracture numérique semble se dessiner, particulièrement au Québec, tel que soulevé par plusieurs rapports concernant l'intégration de l'IA au sein de secteurs d'activité économique critiques à la transformation numérique québécoise, publiés par le ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie. Dans ce contexte, il paraît essentiel de déterminer la nature précise des technologies d'IA réellement intégrées dans ces secteurs, mais également les besoins en compétences issus de ces technologies et les implications pour la formation du personnel. L'objectif de cet article est de recenser les usages actuels de l'IA au sein de secteurs d'activité critiques à l'intégration de l'IA, définis par le gouvernement du Québec en 2024, et de soulever les compétences attendues et les besoins en formation pour le personnel professionnel de ces secteurs. Par le biais d'une recension narrative, différents usages de l'IA employés dans les secteurs manufacturier, du commerce de détail, du transport et de l'entreposage ainsi que des services professionnels, sont présentés. Ensuite, une analyse émergente identifie plusieurs compétences numériques, personnelles, méthodologiques et interpersonnelles relatives aux usages décrits dans chaque secteur d'activité économique. Les besoins en termes d'encadrement de la formation pour ces secteurs d'activité québécois sont enfin soulevés. Cet article permet de brosser un portrait à jour des usages effectifs de l'IA dans les secteurs susmentionnés et d'identifier des compétences critiques et orientations pour les besoins en formation dont l'industrie 4.0 québécoise pourra profiter.

Abstract

Over the past few years, the use of AI in the workplace has become widespread. However, a digital divide appears to be emerging, particularly in Quebec, as highlighted by several reports published by the « Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie » regarding the integration of AI in economic sectors critical to Quebec's digital transformation. In this context, it seems essential to determine the exact nature of the AI technologies actually integrated into these sectors, as well as the skills arising from these technologies and the entailments for staff training. The objective of this article is to identify current uses of AI in sectors critical to AI integration, as defined by the government of Quebec in 2024, and to highlight the expected skills and training needs for professional staff in these sectors. Through a narrative review, various uses of AI in the manufacturing, retail trade, transportation and warehousing, and professional services sectors are presented. An emergent analysis then discusses the digital, personal, methodological, and interpersonal skills related to the uses described in each economic activity sector. Finally, the training needs for these Quebec sectors are addressed. This article provides an up-to-date overview of the actual uses of AI in the aforementioned sectors and identifies critical skills and training priorities that Quebec's Industry 4.0 can benefit from.

Mots clés

Synthèse des connaissances, industrie 4.0, intelligence artificielle, usages actuels, compétences

Keywords

Knowledge synthesis, Industry 4.0, artificial intelligence, current uses, skills

Droits d'auteur

Ce document est en libre accès, ce qui signifie que le lectorat a accès gratuitement à son contenu. Toutefois, cette œuvre est mise à disposition selon les termes de la licence [Creative Commons Attribution \(CC BY\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

Perspectives sur les besoins en compétences pour les usages de l'IA dans l'industrie 4.0 au Québec

Camille Zinopoulos
Simon Parent
Gabrielle Teyssier-Roberge
Andréane Sabourin-Laflamme
Frédéric Bruneault
Sébastien Tremblay
Alexandre Marois

Introduction

Le développement fulgurant de l'intelligence artificielle (IA) dans les dernières années affecte largement le quotidien des individus. L'IA, un concept polysémique, est définie, par le gouvernement du Canada, comme une technologie d'information « qui exécute des tâches pour lesquelles il faut habituellement faire appel à l'intelligence biologique, comme comprendre le langage parlé, apprendre des comportements ou résoudre des problèmes » (Gouvernement du Canada, 2019, Annexe A). Elle prend de plus en plus de place dans la sphère publique et dans le monde du travail. Le rapport sur l'état de l'IA en 2024, publié par McKinsey (2024b), présente notamment les résultats d'un sondage réalisé auprès de 1 363 personnes œuvrant dans les domaines des ressources humaines, des services légaux, de la consultation, de la commercialisation, de la recherche et du développement, des finances et de la formation. Alors qu'environ 20 % des entreprises dans lesquelles ces personnes œuvraient semblaient utiliser au moins une forme d'IA dans leurs pratiques organisationnelles en 2017, ce chiffre a plus que doublé en 2018 (47 %), allant même jusqu'à tripler en 2024 pour atteindre 72 %. Pour les travailleurs, cette accélération des usages de l'IA est encore plus importante. Un rapport indique que la quantité d'informations et de données corporatives saisies et analysées par des outils d'IA a augmenté de 485 % entre mars 2023 et mars 2024, incluant notamment le partage de données légales et de matériel sensible comme du code source de l'entreprise ou des dossiers d'employés (Cyberhaven Labs, 2024). Ces saisies de données sont fréquemment effectuées via l'utilisation de comptes et licences personnels (plus de 70 % via les principaux outils d'IA générative comme ChatGPT, Bard et Gemini), en dehors des pratiques organisationnelles officielles. Alors que les entreprises établissent des processus d'intégration de l'IA, le personnel professionnel dépasse cette intégration par une utilisation que nous qualifions d'*informelle*, c'est-à-dire qu'elle n'est ni reconnue ni suggérée par l'entreprise et qu'elle provient d'initiatives individuelles qui ne sont pas connues des gestionnaires. En anglais, le terme *Shadow AI usage* (Cyberhaven Labs, 2024) se rapproche de cette notion.

Les transformations qui émergent des nouvelles applications de l'IA dans le monde du travail font en sorte qu'il est pertinent pour les individus de développer de nouvelles compétences pour mieux interagir avec l'automatisation et les systèmes intelligents (Babashahi et al., 2024). Selon le Forum économique mondial (FEM, 2023), ces compétences incluent notamment la pensée analytique, la résilience face aux changements, la motivation, la formation continue et les littératies technologiques et/ou numériques. Un besoin associé aux connaissances plus techniques de l'IA et aux aspects liés à l'éthique et à la confidentialité semble aussi émerger alors que les usages informels de l'IA soulèvent des risques pour les entreprises et les individus (Cyberhaven Labs, 2024; McKinsey, 2024b). Compte tenu de ces changements, cet article vise à identifier et à discuter des nouveaux besoins en compétences et en formation découlant des usages actuels de l'IA dans l'industrie 4.0.



1. L'industrie 4.0 et les secteurs d'activité économique québécois

La Banque de développement du Canada décrit l'industrie 4.0 comme la révolution industrielle récente impliquant « le recours aux technologies numériques pour rendre les activités de fabrication plus agiles, plus souples et mieux adaptées aux besoins des clients » (BDC, 2017, p. 3). Elle implique une numérisation des systèmes industriels et l'intégration de procédés intelligents et cyberconnectés. Au sein de l'industrie 4.0, les secteurs d'activité rapportent des tendances différentes quant à l'intégration et l'adoption de l'IA. En effet, des données indiquent que le pourcentage moyen d'individus ayant analysé ou généré des données grâce à l'IA varie largement selon le secteur d'activité économique, allant, par exemple, de 0,6 % dans le secteur manufacturier à 17,4 % dans le secteur des technologies ($M = 4,7 \%$ et $É-T = 5,5 \%$ parmi les secteurs d'activité évalués; Cyberhaven Labs, 2024). Au Québec et au Canada, l'intégration de l'IA et du numérique semble représenter un enjeu économique majeur. Une enquête menée par Novipro et Léger (2019) établissait que les moyennes et grandes entreprises canadiennes tardent à investir dans l'IA; bien que 90 % d'entre elles prévoient d'importants investissements technologiques en IA, en moyenne, seulement 42 % d'entre elles possédaient des plans d'investissement concrets en IA. En 2024, une mise à jour de ce rapport révèle que seulement 25 % des entreprises canadiennes sondées identifient l'IA comme étant un secteur d'investissement projeté (Novipro, 2024).

Des enquêtes ont été réalisées par le ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie (MEIE) du Québec en 2023 et 2024 pour identifier les besoins en transformation numérique des entreprises appartenant à certains secteurs d'activité économique. Ces secteurs d'activité économique ont été identifiés comme étant prioritaires par le MEIE afin de fournir un portrait plus juste des secteurs secondaire et tertiaire à la suite d'analyses visant à guider les actions de son Offensive de transformation numérique. Ces cinq secteurs d'activité sont le secteur manufacturier, le secteur du transport et de l'entreposage, le secteur du commerce de détail, le secteur des services professionnels et le secteur de la construction (MEIE, 2023a, 2023b, 2023c, 2023d, 2024). Les conclusions du rapport sur le secteur de la construction ne rapportent aucune discussion sur l'IA. Toutefois, les quatre autres enquêtes discutent de l'état actuel de l'intégration de cette technologie et rapportent, qu'en moyenne, 18,25 % des entreprises utilisent l'IA.

Malgré ce constat, l'état actuel de l'intégration de l'IA dans ces champs d'activité clés pour le Québec n'est pas encore bien défini. L'accélération rapide de l'IA et son intégration à travers l'industrie 4.0 complexifient l'élaboration d'un portrait juste. Quelques écrits scientifiques récents se sont efforcés de brosser un tel portrait (par exemple, Bertolini et al., 2021; Dalenogare et al., 2018; Jan et al., 2023; Javaid et al., 2022; Peres et al., 2020). Ils demeurent toutefois plutôt génériques, ne s'attardant pas à des secteurs d'activité particuliers ou soulevant des usages n'étant pas intégrés dans l'industrie (par exemple, des prototypes, preuves de concept ou technologies en développement). Également, ces recensions ont, pour la plupart, été produites avant la mise en marché des outils d'IA générative à partir de novembre 2022, rendant ainsi leurs conclusions incomplètes. Par ailleurs, il semble que les nouveaux besoins en formation du personnel qui émergent de ces intégrations de l'IA représentent un champ de recherche à explorer davantage. Plusieurs rapports font état de la nécessité de combler les écarts entre les besoins en compétences dans le marché du travail et les offres de formation existantes (Conseil de l'innovation du Québec, 2024; De Marcellis-Warin, 2022). Une analyse plus approfondie de l'utilisation réelle de l'IA dans les secteurs clés de la transformation numérique de l'industrie 4.0 permettrait de mieux déterminer les compétences attendues ainsi que les besoins en formation associés, offrant au personnel responsable des dispositifs de formation (par exemple, les établissements d'enseignement et les responsables de la formation continue) de mieux composer avec l'organisation moderne du travail au Québec.

2. Objectif de l'article

L'objectif de cet article est de documenter les usages actuels de l'IA au sein de secteurs d'activité critiques à l'industrie 4.0 québécoise afin d'en faire émerger les principaux besoins en compétences et en formation. Une approche de synthèse des connaissances narrative est employée. Suivant la description de la méthode utilisée pour réaliser cette synthèse, l'article présente d'abord des exemples d'applications d'IA présentement intégrées au sein de l'industrie 4.0, plus précisément dans les secteurs manufacturier, du commerce de détail, du transport et de l'entreposage ainsi que des services professionnels, identifiés comme étant centraux à la transformation numérique du Québec selon le MEIE. Nous présentons, par la suite, une analyse des compétences nécessaires à l'usage optimal et éclairé de ces exemples de technologies d'IA et discutons enfin des besoins en formation qui découlent de ces compétences.

Les retombées de la présente recherche, tant théoriques que pratiques, s'inscrivent sur plusieurs plans. La première contribution de l'article repose sur l'élaboration d'un portrait détaillé des usages de l'IA au sein de secteurs d'activité identifiés comme prioritaires par le MEIE. L'identification des cas d'usages implantés permet de documenter la manière dont l'IA est réellement mobilisée dans certains secteurs, au-delà des usages projetés souvent présents dans la littérature. En permettant une meilleure compréhension de l'utilisation actuelle de ces technologies, cette recherche pourrait éclairer les instances gouvernementales dans l'élaboration de recommandations relatives à l'IA. De plus, en lien avec les enquêtes menées par le MEIE, le portrait général de ces usages réels pourra venir compléter l'analyse de l'état de la numérisation des entreprises de ces secteurs. Une seconde contribution de cette recherche résulte directement de l'analyse sectorielle des applications de l'IA, ce qui permet d'identifier les compétences les plus importantes pour chacun des secteurs identifiés précédemment. En ancrant l'identification des compétences dans des cas d'usage réels de l'IA, cette recherche permet de définir les compétences spécifiques que requièrent les usages actuels de l'IA dans l'industrie 4.0. Cette approche contextualisée et ciblée a pour objectif de soutenir l'élaboration de référentiels de compétences pour le personnel professionnel de ces secteurs qui soient adaptés aux besoins actuels et émergents. Elle permet également d'ouvrir la voie à des recherches futures visant à identifier, du point de vue des compétences des travailleurs, les freins et les leviers relatifs à l'adoption de l'IA dans certains secteurs. Finalement, les besoins en formation du personnel professionnel seront discutés à la lumière de ces grandes catégories de compétences dans une démarche d'amélioration continue des formations existantes pour faciliter l'interaction avec l'IA. Cette recherche vise ainsi à soutenir l'intégration de l'IA dans les milieux professionnels en offrant une meilleure compréhension des usages réels de l'IA et des compétences mobilisées par son utilisation dans des secteurs d'activité considérés comme prioritaires en termes de transformation numérique.

3. Méthodologie

De manière générale, pour atteindre l'objectif présenté ci-haut, une synthèse des connaissances narrative non systématique est privilégiée. Celle-ci est particulièrement adaptée à la multidimensionnalité de l'objectif de recherche, visant à fournir une vision élargie de l'utilisation réelle de l'IA et des compétences requises pour sa mise en œuvre au sein de différents secteurs d'activité (Greenhalgh et al., 2018). Puisque l'objet de la recherche est caractérisé par une importante perspective multidisciplinaire, nous adoptons une méthode de recherche inspirée du modèle non linéaire de recherche d'information interdisciplinaire de Foster (2004). Ces approches sont favorisées, considérant la diversité de domaines pertinents à la synthèse (par exemple : informatique, interaction humain-machine, ingénierie de systèmes, ressources humaines, technopédagogie et relations industrielles) ainsi que l'hétérogénéité des documents scientifiques ou non scientifiques permettant de répondre à la question de recherche. L'approche permet également l'acquisition active, passive et par sérendipité d'informations, augmentant ainsi l'extraction créative et fortuite d'éléments pertinents à la recherche (Foster & Ford, 2003; Michel & Le Nagard, 2019).

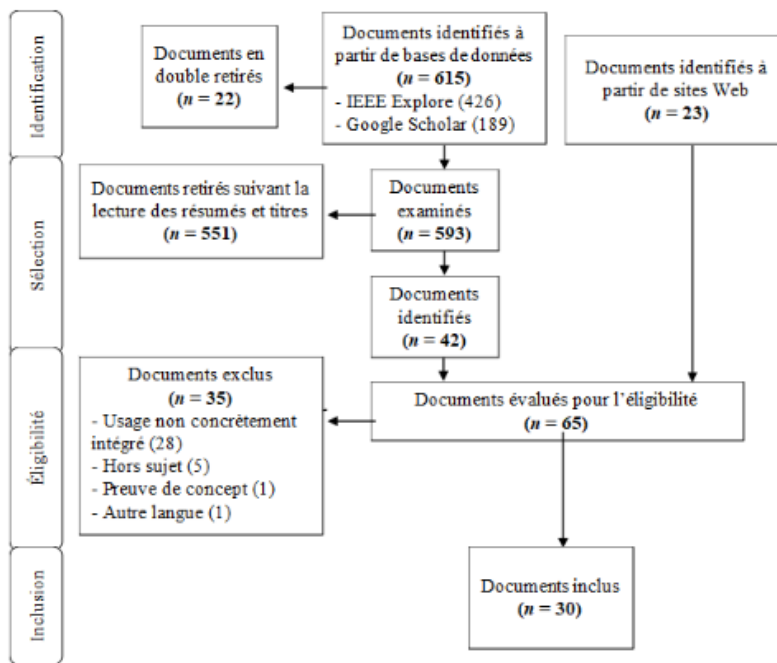


Dans un premier temps, la terminologie relative à l'IA et aux secteurs manufacturier, du commerce de détail, du transport et de l'entreposage ainsi que des services professionnels a été recensée sur la base d'articles de référence dans le domaine, de travaux similaires ainsi que du système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCIAN; Statistique Canada, 2022). Cette recension des termes a permis d'identifier le vocabulaire requis pour la mise en œuvre de la stratégie de recherche. Par la suite, pour extraire la littérature pertinente, nous avons effectué, en date du 16 septembre 2025, une recherche d'articles empiriques et de recensions systématiques sur la base de données *IEEE Explore* en utilisant l'algorithme de recherche booléenne présentée à l'Annexe A. Une recherche similaire a été menée sur la base de données Google Scholar afin d'identifier les documents non référencés sur *IEEE* issus de la littérature scientifique ou grise, dans la mesure où cette dernière contribue à offrir une compréhension plus fine des connaissances et des pratiques actuelles (Paez, 2017; voir aussi Ricca et al., 2025). La sélection des documents a reposé sur les critères d'inclusion suivants : 1) document publié en anglais ou en français; 2) document publié après 2018, considérant l'importante augmentation des intégrations de l'IA dans l'industrie, rapportée par la firme McKinsey (2024b) après cette date; et 3) document mentionnant une utilisation réelle et intégrée de l'IA par une compagnie dans un des secteurs d'intérêt. Les critères d'exclusion du corpus reposaient sur : a) une utilisation projetée ou non intégrée de l'IA dans un des secteurs d'intérêt; et b) un document apparaissant sous la forme d'un livre. Cette recherche a mené à l'extraction de 615 résumés (incluant 426 de *IEEE Explore* et 189 de Google Scholar). Si 19 de ces documents ont été identifiés sur les deux bases de données (*IEEE Explore* et Google Scholar), suggérant un faible chevauchement de ces deux corpus, une redondance des cas d'usages réels de l'IA par secteur d'activité a cependant été observée, suggérant une saturation empirique des cas d'usage. Ensuite, à partir de ce corpus, nous avons privilégié une approche non systématique basée sur les techniques de référencement par boule de neige (*snowballing*) et en retraçant les citations des documents pertinents (*forward citation tracking*, voir Papaioannou et al., 2010; Wohlin, 2014). Cette technique a permis l'identification de 23 documents supplémentaires, ajoutés aux documents évalués pour éligibilité. L'analyse de ces documents sur la base du titre et du résumé a mené à l'analyse approfondie du texte intégral de 65 articles, puis à l'inclusion finale de 30 d'entre eux (ceux ayant été identifiés à partir d'une base de données sont indiqués par un astérisque dans la liste de références). Par la suite, les informations issues des documents recensés ont été extraites, puis organisées dans un tableau comportant les variables suivantes : secteur, application de l'IA, technologie, catégorie d'application, référence scientifique, exemple de compagnie, cas d'usage, bénéfices et référence du cas d'usage. Le processus de revue des écrits est illustré dans le diagramme de flux PRISMA (Figure 1).

Dans un deuxième temps, à partir des usages identifiés, une analyse émergente a été effectuée. Celle-ci a permis de soulever les différentes compétences relatives aux usages actuels de l'IA dans l'industrie 4.0, où chaque élément émerge au fur et à mesure de l'analyse. À cette fin, une requête a été menée sur Google Scholar et Google à l'aide de combinaison de mots-clés comme « artificial intelligence », « AI », « skills », « compétences », associés à des termes sectoriels (par exemple, « retailing », « manufacturing », « transportation », « accounting », « legal services ») et à des termes relevés par la recension des usages réels de l'IA (par exemple, « predictive maintenance », « warehouse management », « customer demand forecasting », « bank reconciliation »). Google Scholar a été sélectionné considérant son exhaustivité pour la recherche académique (Gusenbauer, 2019) et son accès à plusieurs bases de données (Martín-Martín et al., 2021), permettant ainsi de mieux couvrir la diversité des secteurs d'activité sélectionnés. Sans être spécifiquement dépendante d'un cadre de référence strict, cette analyse est toutefois orientée par les principales catégories de compétences définies par une recension systématique sur les besoins en compétences suscités par le développement et la mise en œuvre de l'IA, publiée par Gobeil-Proulx (2021). Le choix d'une approche non systématique découle directement d'une volonté de mettre en lumière les composantes spécifiques aux métiers de ces secteurs en demeurant alignée sur des catégories de compétences provenant de la littérature scientifique, sans toutefois reproduire un exercice (systématique)

déjà réalisé par Gobeil-Proulx et d'autres auteurs, dont les travaux seront présentés à la section 4.2. Ce regard ciblé sur les composantes spécifiques aux métiers de ces secteurs est bien en cohérence avec le besoin soulevé par Gobeil-Proulx d'effectuer une analyse des compétences nécessaires à l'intégration de l'IA différenciée selon les secteurs d'activité économique.

Figure 1
Diagramme de flux PRISMA pour cette recension des écrits



4. Résultats

4.1 Recension : exemples d'usages de l'IA dans l'industrie 4.0

Les technologies d'IA sont utilisées dans plusieurs secteurs d'activité québécois et canadiens, mais leur intégration parmi les secteurs d'activité semble varier. La présente section a pour but de brosser un portrait général des technologies d'IA utilisées dans l'industrie 4.0 à l'échelle mondiale et, plus spécifiquement, dans les secteurs clés soulevés par le MEIE, c'est-à-dire manufacturier, du commerce de détail, du transport et de l'entreposage ainsi que des services professionnels. Il est à noter que l'objectif n'est pas de réaliser une revue systématique de tous les usages de l'IA dans ces secteurs d'intérêt, mais bien de donner un aperçu permettant ensuite de fournir une analyse contextualisée des nouvelles compétences nécessaires à l'intégration de l'IA dans l'industrie 4.0 ainsi que des besoins en formation qui en découlent. La rapide évolution de l'IA rend cette tâche particulièrement difficile, d'autant plus que la plupart des utilisations actuelles de l'IA proviennent principalement de la littérature grise. À cette difficulté s'ajoute celle que représente l'utilisation informelle de l'IA générative qui, puisqu'elle n'est le plus souvent pas divulguée, ne peut faire l'objet de recensions et d'analyses approfondies. Pour chacun des secteurs discutés, nous présentons une série d'exemples de technologies d'IA employées, représentatives des usages effectifs dans ces secteurs (pour un exemple de document explicatif de ces technologies, voir par exemple Anne et al., 2024). Inspirés par Trottier et al. (2024), nous analysons ces technologies en présentant leur utilité à l'aide de la méthode de classification de l'OCDE (2022) qui répertorie les usages de l'IA dans les secteurs d'intérêt.



La présentation générale de ces secteurs est résumée dans le Tableau 1 et des exemples de cas d’usage sont présentés en Annexe B.

Tableau 1
Présentation des secteurs d’activité considérés comme prioritaires par le MEIE, de leur taux d’utilisation de l’IA et des principaux cas d’usage

Secteur	Définition	Taux d’utilisation de l’IA	Principaux cas d’usage de l’IA selon l’OCDE (2022)
Manufacturier	Industries de fabrication des biens, comprenant la fabrication traditionnelle et la transformation complexe (MEIE, 2023e).	20 % (MEIE, 2024).	Assemblage de produits
			Détection des anomalies
			Gestion et planification de la chaîne d’approvisionnement, incluant la prévision du marché et l’optimisation des actifs
Transport et entreposage	Établissements spécialisés dans le transport routier, ferroviaire, aérien, par pipeline ou maritime de personnes et de biens; les services d’entreposage des biens et prestations de service associées; les services de courrier (Gouvernement du Canada, 2024a).	16 % (MEIE, 2023a).	Gestion des entrepôts et de la chaîne d’approvisionnement
			Optimisation des itinéraires et des expéditions
			Systèmes de conduite autonome
			Systèmes de surveillance de la distraction des conducteurs
Commerce de détail	Entreprises dédiées à la vente des marchandises au détail, avec la prestation de services associée (Gouvernement du Québec, 2024b).	21 % (MEIE, 2023b).	Gestion de la clientèle
			Service à la clientèle
			Acquisition de la clientèle
			Fidélisation de la clientèle
Services professionnels, scientifiques et techniques	Établissements spécialisés dans la vente de compétences et de l’expertise de leurs employés (SCIAN; Statistique Canada, 2022).	16 % (MEIE, 2023c).	Domaine juridique et comptable
			Services de marketing et de publicité
			Recherche et développement scientifique

Secteur manufacturier

Plusieurs exemples de production intelligente (Manufacturing Leadership Council, 2023; Wellener et al., 2019), c’est-à-dire d’assemblage des produits (selon la classification de l’OCDE, 2022), peuvent d’abord être trouvés. Entre autres, les technologies d’apprentissage par renforcement, par imitation ou par transfert sont utilisées afin d’améliorer la robotique, en permettant d’augmenter l’autonomie des robots industriels et d’adapter leur fonctionnement selon différents paramètres (Dash et al., 2019). Mitsubishi Electric utilise l’IA pour ajuster les paramètres des robots industriels et réduire la durée de fabrication des biens (Mitsubishi Electric, 2019). En matière de détection des anomalies, l’IA est à la fois utilisée dans le domaine du contrôle de qualité sur la production et dans le domaine de la maintenance prédictive. Par exemple, des technologies de vision par ordinateur qui emploient des algorithmes d’apprentissage profond sont employées dans le processus de production pour automatiser les inspections, telles que l’identification de défauts et pseudo-défauts sur les véhicules. Cette approche, notamment préconisée par BMW (BMW Group, 2019), permet

de réduire le temps que les travailleurs consacrent à ces tâches et peut parfois réduire certains biais liés à la subjectivité humaine (Chouchene et al., 2020; Soori et al., 2024). L'apprentissage automatique permet également de prédire les défaillances des équipements avant qu'elles ne surviennent. Le logiciel Senseye Predictive Maintenance, par exemple, utilise l'apprentissage automatique pour détecter des anomalies de production et envoyer des alertes à l'utilisateur (Cachada et al., 2018; Siemens, 2023). L'IA générative peut aussi être utilisée pour identifier la décision la plus appropriée en cas de défaillance, en permettant de rechercher les précédents de défaillance et les solutions apportées (Siemens, 2024). La gestion de la chaîne d'approvisionnement est aussi indispensable pour la planification de la production et la réduction des retards. Dans ce contexte, plusieurs technologies d'IA, notamment l'apprentissage automatique, peuvent être utilisées pour prédire les tendances du marché et analyser les niveaux de stocks de manière à optimiser la chaîne d'approvisionnement (Kumar et al., 2024), comme c'est le cas pour l'entreprise Danone (Brosset et al., 2019). D'autres usages ont été relevés dans ce secteur (voir aussi Manta-Costa et al., 2024). Par exemple, l'apprentissage automatique et autres technologies de modélisation peuvent être employés pour le développement de jumeaux numériques, servant à soutenir le personnel manufacturier pour l'interaction avec divers systèmes. Notamment, Delgado-Bellamy et al. (2024) discutent de l'usage de systèmes de réalité augmentée afin d'interagir avec des jumeaux numériques au sein d'une simulation de manufacture cyberphysique pour la production de systèmes chez Siemens. Lajoie et al. (2023) discutent, quant à eux, de l'intégration d'un jumeau numérique au sein de l'entreprise manufacturière québécoise APN Global pour améliorer certains processus de contrôle qualité.

Secteur du transport et de l'entreposage

L'apprentissage automatique et la vision par ordinateur sont exploités pour permettre à des véhicules autonomes comme des voitures, autobus ou véhicules de livraison (Shen et al., 2022) d'analyser leur environnement et de guider la conduite (Lazarus et al., 2024). Les véhicules Apollo Go sont déployés dans plusieurs villes chinoises pour offrir un service de taxis autonomes utilisant cette technologie (Jones et al., 2020; Peng et al., 2020). La vision par ordinateur et l'apprentissage automatique sont également utilisés pour surveiller le comportement des conducteurs, notamment leur niveau de distraction et de vigilance (Cipia, s.d.; Marois et al., 2023; Vandana et al., 2023). Certains usages de l'IA dans les chaînes d'approvisionnement visent à automatiser les transports dans les centres de distribution. Ils emploient, entre autres, des véhicules autonomes incluant des drones ou robots au sol (Infinium Robotics, s.d.; Ng & Alarcon, 2021; Stanko et al., 2022; Wawrla et al., 2019). L'IA est également employée dans l'optimisation des itinéraires grâce à la collecte des données de trafic. Par exemple, les technologies d'apprentissage automatique sont utilisées par un système nommé Surtrac, développé par Rapid Flow Tech et déployé dans plusieurs villes, pour réduire les temps de trajet à partir de données de trafic en temps réel (Lee, 2023; Walraven et al., 2021). La Ville de Québec a également établi un partenariat avec l'entreprise Google dans le cadre d'un projet pilote exploitant l'IA pour améliorer la fluidité routière (Ville de Québec, 2024).

Secteur du commerce de détail

Les technologies d'IA sont utilisées dans la gestion de la clientèle, c'est-à-dire dans la prédiction des besoins et l'analyse de comportements pour identifier des opportunités de vente incitative et de vente croisée (OCDE, 2022). Dans le service à la clientèle, plusieurs compagnies offrent un service d'agents conversationnels (*chatbots*), utilisant des technologies de traitement du langage naturel, pour assister la clientèle dans leur navigation Web et recommander des produits susceptibles de leur plaire, à l'instar des marques Tommy Hilfiger et Burberry (Kundu et al., 2023). Des technologies d'IA sont aussi utilisées dans le domaine de la publicité afin d'élargir la clientèle grâce à diverses fonctions, parmi lesquelles on retrouve la publicité personnalisée, les systèmes de prédiction des clics, la rédaction de courriels et les recommandations basées sur les publications des réseaux sociaux (OCDE, 2022). Par exemple, le



constructeur de motos Harley-Davidson a vu ses ventes augmenter par l'utilisation de la plateforme intelligente de marketing Albert, alimentée par des technologies d'apprentissage profond et de traitement du langage naturel (Business Wire, 2016; Huang & Rust, 2020). L'IA générative peut également être utilisée de façon similaire pour attirer de nouveaux clients (Huang & Rust, 2020). Notamment, eBay utilise l'outil de rédaction assistée Phrased pour générer des courriels publicitaires engageants et augmenter l'intérêt des consommateurs (Malm, 2020; Phrased, s.d.). Par ailleurs, les technologies d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour la tarification dynamique en ligne (Awais, 2024) afin d'anticiper les effets tarifaires et de les ajuster en conséquence, comme l'illustre bien l'entreprise Amazon (Kundu et al., 2023). Certaines entreprises utilisent aussi les technologies d'IA pour augmenter l'efficacité opérationnelle. Notamment, les magasins Amazon Go emploient la vision par ordinateur dans leurs points de vente, offrant la possibilité aux individus de faire leurs courses sans passer par la caisse, leurs achats étant automatiquement débités via une carte bancaire électronique (Kundu et al., 2023; Szabó-Szentgróti et al., 2023). Enfin, l'apprentissage automatique peut être employé pour anticiper la demande des clients afin d'ajuster les livraisons et l'inventaire (Kolková & Ključnikov, 2022) et de maximiser l'efficacité opérationnelle de l'entreprise.

Secteur des services professionnels

Les applications de l'IA dans le secteur de la comptabilité sont multiples, notamment dans la comptabilité financière, la comptabilité de gestion, la fiscalité, les audits et le conseil (Ng & Alarcon, 2021). Par exemple, l'apprentissage automatique peut être utilisé pour détecter des fraudes bancaires ou soutenir les décisions d'investissement (Rahim & Chishti, 2024). Des systèmes experts peuvent aussi automatiser le rapprochement des transactions bancaires dans les départements comptables. L'entreprise Nolan Business Solution utilise un système expert, nommé Advanced Bank Reconciliation, pour classer automatiquement les transactions bancaires, évitant ainsi aux employés de comparer manuellement les transactions. Selon le Bureau du surintendant des institutions financières du Canada (2024), ces usages sont également répandus dans les banques canadiennes. Dans l'industrie des services juridiques, l'IA peut assister les juristes dans leur prise de décision. Par exemple, l'outil Lexis Nexis, basé sur les technologies d'apprentissage automatique et de traitement du langage naturel, offre une base de données de documentation juridique qui simplifie la recherche et la compréhension des documents, permettant aux juristes de consulter la jurisprudence dans des affaires analogues (Balzarini & Favart, 2022), mais aussi, via l'IA générative, de lancer des recherches juridiques et faciliter la rédaction de documents légaux (Lexis Nexis, 2024). Par ailleurs, des technologies d'IA sont utilisées dans la recherche et le développement scientifique. Par exemple, l'outil Elicit permet d'accélérer le processus de revue de littérature grâce aux technologies de traitement du langage naturel (Kung, 2023; Whitfield & Hofmann, 2023). Les technologies d'IA peuvent également être utilisées pour la création de nouveaux produits ou pour la recherche par les scientifiques et les ingénieurs en vue d'accélérer le processus de développement (Besiroglu et al., 2024). Enfin, les technologies d'apprentissage automatique, profond et même d'IA générative sont employées pour soutenir des processus de gestion d'entreprise. Par exemple, l'outil SAP Business Objects de l'entreprise SAP permet aux gestionnaires d'analyser et de visualiser différentes données de leur entreprise en vue de les interpréter selon les objectifs de rendement, par exemple, et même d'effectuer des prédictions selon les tendances extraites des données (Wangoo, 2020).

4.2 Analyse émergente : identification des compétences pertinentes à l'intégration de l'IA

La section précédente soulève les principaux usages de l'IA effectifs au sein de quatre secteurs d'activité économique pertinents au MEIE. Ces usages sont surtout orientés autour des technologies d'apprentissage automatique et profond, de vision par ordinateur, d'IA générative, de traitement du langage naturel et de systèmes experts. Dans la plupart des secteurs, l'IA est employée pour automatiser ou optimiser des

processus logistiques pour la fabrication de produits, leur manutention, leur transport ou leur vente. Quelques applications de communication (par exemple auprès de clients) sont aussi relevées. Enfin, surtout pour les services professionnels, l'IA est utilisée pour soutenir des tâches de nature plus cognitive, par exemple pour soutenir la recherche scientifique, juridique, la gestion d'entreprise ou inspirer le développement de nouveaux produits.

Il existe donc un intérêt croissant envers les technologies d'IA dans les entreprises, comme en témoignent les résultats des enquêtes menées par le MEIE et les études et cas d'usage présentés ci-dessus. Or, dans trois des quatre secteurs d'activité visés par ces enquêtes, le taux d'intérêt pour l'IA est presque deux fois supérieur au taux actuel d'utilisation de l'IA. Ces éléments font émerger deux constats. D'abord, il appert que l'IA est de plus en plus utilisée pour optimiser le travail et réduire le temps et les efforts fournis par le personnel, et ce, dans l'ensemble des domaines clés de l'industrie 4.0 évalués. Ensuite, la variété de technologies intégrées au sein de l'industrie ainsi que les différents processus visés par cette intégration mettent de l'avant la diversité d'emplois et de membres du personnel qui peuvent être touchés par ces changements technologiques. Traditionnellement, l'IA était surtout utilisée par des personnes possédant un bagage de compétences techniques, mais cette tendance semble changer alors que la démocratisation de l'IA est à l'œuvre (Ng et al., 2023; Plale et al., 2023). Pour pallier le rattrapage en compétences que nécessite l'utilisation de l'IA dans les entreprises, trois principales stratégies sont privilégiées : la requalification des employés, le recrutement et la sous-traitance. Parmi ces options, la requalification semblerait la plus fréquemment utilisée, avec une moyenne de 32 % du personnel destiné à être formé à l'interne afin d'acquérir de nouvelles compétences ou d'améliorer celles déjà existantes, contre 23 % et 18 % pour le recrutement de nouveau personnel et la sous-traitance des tâches, respectivement (le 27 % restant étant réparti entre l'absence de changement et la perte d'emploi; McKinsey, 2024a). L'acquisition de compétences pour un usage optimal de l'IA va cependant bien au-delà des seuls changements au niveau de la (re)qualification des employés. Elle joue un rôle clé dans la réduction de la fracture numérique en améliorant l'accès aux opportunités professionnelles, en préservant l'employabilité et en contribuant à combler les écarts entre les personnels professionnels qualifiés et non qualifiés face à l'automatisation et à l'évolution des besoins technologiques (OCDE, 2019). Il est donc nécessaire de se questionner sur les nouvelles compétences que ces personnes doivent développer pour réaliser leur travail.

Discussion du cadre d'analyse des compétences

Les compétences dites « du 21^e siècle », dont plusieurs recherches font état (par exemple, Teyssier-Roberge et al., 2024), s'apparentent à des compétences plutôt générales, utiles à plusieurs aspects du monde du travail. Elles sont considérées comme essentielles pour l'adaptation aux changements du monde du travail. Elles incluent, entre autres, la communication, le leadership, la flexibilité cognitive, la résolution de problèmes, la prise de décision, la planification et le travail d'équipe (par exemple, Koehorst et al., 2021). Une analyse bibliométrique de Santana et Díaz-Fernández (2022) montre que la recherche autour de ces compétences a largement évolué au cours des dernières décennies. Avant les années 2010, l'importance de l'acquisition de compétences hybrides pour faire face aux changements technologiques (par exemple, la collaboration et la capacité d'adaptation) était progressivement reconnue, même si le concept d'apprentissage demeurait le moteur de la recherche dans ce domaine. Entre 2011 et 2015, l'apparition des données massives (*big data*) met en évidence la nécessité pour les entreprises de recruter des travailleurs disposant de compétences techniques nécessaires à l'interaction avec les technologies de l'information et la nécessité pour les employeurs d'acquérir des compétences de leadership essentielles à l'adoption d'une posture innovatrice et éthique en réponse aux bouleversements technologiques du monde du travail. La période actuelle, depuis 2016, est la plus importante en termes de nombre de publications dans le domaine. La performance des entreprises devient un thème moteur dans la recherche sur les compétences du 21^e siècle qui sont associées aux nouvelles technologies, et les publications scientifiques mettent en évidence la



nécessité des compétences spécifiques à l'interaction avec l'IA (par exemple, des compétences plus techniques ou des compétences non techniques en communication et en résolution de problèmes).

Malgré l'augmentation exponentielle des publications dans le domaine, de nombreux auteurs s'accordent à dire qu'une absence de consensus quant à la terminologie de ces compétences et à leur catégorisation demeure (Gobeil-Proulx, 2021; Hernandez-de-Menendez et al., 2022; Oberländer et al., 2020; Santana & Díaz-Fernández, 2022). Les compétences spécifiques à l'interaction avec l'IA peuvent être identifiées sous le nom de compétences numériques (*digital competence* ou *digital skills*) ou sous le nom de littératie numérique (*digital literacy*; Oberländer et al., 2020), voire de littératie en IA, si l'interaction avec les technologies d'IA est spécifiquement discutée (concept faisant l'objet d'une définition plus loin dans le texte). Si la dimension plus technique de ces compétences peut s'imposer, à première vue, lorsqu'il est question des compétences associées à l'IA, Oberländer et collaborateurs (2020, p. 5) proposent de définir les compétences numériques comme «un ensemble de connaissances, de compétences, d'aptitudes et d'autres caractéristiques fondamentales qui permettent aux individus d'accomplir efficacement et avec succès leurs tâches professionnelles en lien avec les médias numériques» [Traduction libre]. Ainsi, selon Santana et Díaz-Fernández (2022), ces compétences numériques ne se restreignent pas à un savoir-faire purement technique, mais réfèrent également à un ensemble de valeurs et d'attitudes relatives à la mise en œuvre de ces compétences techniques (par exemple, la communication et la résolution de problèmes) dans des organisations confrontées à la transformation numérique. Crețu et al. (2025, p. 1324) mentionnent même que «le concept de compétences numériques est donc beaucoup plus large que celui des compétences numériques [elles-mêmes]» [Traduction libre]. Elles peuvent être catégorisées de plusieurs manières et de nombreux auteurs se sont déjà intéressés à l'identification de ces compétences qui sont essentielles au personnel professionnel des secteurs de l'industrie 4.0. Par exemple, Jerman et al. (2018) classifient ces compétences en quatre catégories distinctes : les compétences techniques (par exemple, la programmation), les compétences méthodologiques (par exemple, la créativité et la résolution de problèmes), les compétences sociales (par exemple, le travail d'équipe) et les compétences personnelles (par exemple, l'adaptabilité). Dans un document identifiant les compétences clés pour 2030, l'OCDE (2019) catégorise ces compétences en termes de compétences cognitives et métacognitives, en compétences sociales et émotionnelles et en compétences pratiques et physiques. Oberländer et al. (2020) ont, quant à eux, identifié 25 dimensions de ces compétences numériques, parmi lesquelles coexistent des compétences techniques (par exemple, la programmation) et des compétences non techniques (par exemple, l'ouverture à l'apprentissage). Bien d'autres recensions des écrits relatives aux compétences de l'industrie 4.0 peuvent également être identifiées (par exemple, Chaka, 2020; Santana & Díaz-Fernández, 2022; Babashahi et al., 2024).

Si l'objectif ici n'est pas de brosser un portrait exhaustif de toutes les compétences jugées importantes pour le personnel professionnel de l'industrie 4.0, ce bref aperçu permet de constater que, malgré la diversité existante en termes de terminologie et de catégorisation, il est possible d'observer une convergence quant aux compétences qui sont définies dans ces cadres. En effet, un consensus tend à se dégager quant à la nécessité d'un équilibre entre des compétences techniques (*hard skills*) et des compétences plus transversales ou non techniques (*soft skills*), chacune de ces catégories permettant une collaboration efficace avec les technologies d'IA (Babashahi et al., 2024). Comme plusieurs auteurs, Chaka (2019, p. 388) souligne, dans une revue de la portée, la récurrence des mentions de ces compétences non techniques dans la littérature concernant différents secteurs d'activité, allant ainsi jusqu'à rapporter que «l'engouement entourant la primauté de nouvelles compétences pour la 4IR [l'industrie 4.0] n'est pas justifié, puisque les compétences non techniques existaient déjà avant l'avènement de la 4IR, lancée en 2011». Même Santana et Díaz-Fernández (2022) mettent en évidence que les compétences les plus importantes pour une intégration efficace de l'IA dans les milieux de travail sont la communication, la capacité de résolution de problèmes, la collaboration, le travail d'équipe et les compétences techniques.

La taxonomie de Gobeil-Proulx (2021), qui découle elle-même d'une large recension des écrits scientifiques et issus de la littérature grise dans des secteurs d'intérêt, sera utilisée dans la prochaine section. En répertoriant 47 compétences spécifiques issues des littératures scientifique et grise, la taxonomie de Gobeil-Proulx reflète les besoins réels en compétences dans plusieurs secteurs, notamment ceux de la santé, des services financiers, des services légaux, des communications, de l'enseignement et autres milieux professionnels, où l'IA est déployée. Cette classification se distingue par la manière dont elle met en évidence, sur la base du nombre d'occurrences dans la littérature, les compétences les plus importantes pour l'interaction avec l'IA. Les compétences identifiées par Gobeil-Proulx sont classées selon quatre catégories : les compétences numériques, les compétences personnelles, les compétences méthodologiques et les compétences interpersonnelles. Ainsi, malgré la multiplicité des terminologies existantes, les grandes catégories de compétences nécessaires à l'interaction avec l'IA semblent demeurer stables depuis plusieurs années. Les compétences les plus fréquemment mentionnées dans chaque catégorie de compétences, telles que rapportées par Gobeil-Proulx (2021), sont présentées dans le Tableau 2.

Tableau 2.
*Exemples de compétences transversales au secteur d'activité
selon la classification de Gobeil-Proulx (2021)*

Catégorie de compétences	Rôle	Compétences plus fréquemment rapportées
Numériques	Connaissance et maîtrise des technologies numériques	Utilisation de l'IA
		Sécurité des données
		Compétences en programmation
Personnelles	Liées aux individus eux-mêmes; soutien au développement des compétences et à l'adaptation aux changements	Littératie en IA
		Volonté d'apprendre
		Leadership
Méthodologiques	Processus nécessaires pour collaborer efficacement avec l'IA et liés à la mise en œuvre réelle des compétences numériques	Créativité
		Résolution de problèmes
		Analyse critique
Interpersonnelles	Liées aux interactions humaines; soutien à la collaboration dans des environnements de travail en constante évolution	Travail d'équipe
		Communication
		Capacité d'explicitation

Dans cette catégorisation de Gobeil-Proulx (2021), les compétences personnelles incluent la littératie en IA, qui est toutefois présentée par l'auteur comme une compétence unique, tant technique que non technique, facilitant le développement des autres compétences requises dans les environnements professionnels employant l'IA. Il convient cependant de souligner que la nature multidimensionnelle de cette compétence singulière dépasse le cadre de la présente étude, dont l'objectif est avant tout de proposer une analyse émergente des compétences mobilisées dans différents secteurs d'activité. Toutefois, afin d'offrir au lecteur un repère conceptuel préalable, une définition générale de la littératie en IA est présentée, avant l'identification de plusieurs compétences spécifiques aux secteurs. Selon Steinbauer et al. (2021), la littératie de l'IA représente la capacité à vivre, apprendre et travailler dans un monde digitalisé par les différentes technologies d'IA (voir Ng et al., 2021, pour une recension). Almatrafi et al. (2024) ont recensé plusieurs études s'intéressant à définir la littératie de l'IA et proposent de la caractériser par les construits suivants :

1. La reconnaissance de l'IA : être en mesure d'identifier qu'une technologie contient bel et bien des composantes qui exploitent des algorithmes d'IA;
2. Les connaissances et la compréhension : acquérir les connaissances de base qui permettent de comprendre le fonctionnement de l'IA;



3. L'utilisation et l'application : avoir la capacité à identifier les situations concrètes et opérationnelles où l'IA peut s'avérer utile;
4. L'évaluation : analyser et interpréter les résultats d'algorithmes d'IA de façon critique et leur usage;
5. La création : pouvoir produire ou coder des applications qui exploitent les technologies d'IA;
6. La navigation éthique : devenir socialement responsable et utiliser de façon éthique l'IA, principalement en regard des principes de justice, de responsabilité, de transparence et de sécurité.

Cette compétence est désormais mobilisée dans une diversité croissante de secteurs, au-delà des domaines technologiques, pour permettre aux travailleurs d'interagir avec les systèmes d'IA. Plusieurs rapports mettent en exergue l'importance d'introduire la littératie en IA dans les programmes de formation, notamment en raison de son caractère transversal et multidimensionnel (Conseil de l'innovation du Québec, 2024; Kong et al., 2025; O'Dea et al., 2024; Su et al., 2022). Cependant, les référentiels de compétences numériques existants traitent l'IA de façon superficielle, ce qui est déploré par un rapport du Conseil de l'innovation du Québec (2024). Ce rapport fait état de la nécessité pour le Québec de disposer d'un tel référentiel, indiquant au personnel étudiant, universitaire et professionnel les compétences techniques et non techniques utiles à une utilisation responsable de l'IA.

Analyse des compétences au regard des secteurs d'activité et des usages de l'IA

Gobeil-Proulx (2021) souligne qu'une approche sectorielle serait davantage pertinente pour cibler certains domaines d'emploi et approfondir les besoins spécifiques en compétences pour la mise en œuvre de l'IA. Pour amorcer le développement de référentiels de compétences adaptés à l'intégration de l'IA dans les différents secteurs d'activité de l'industrie 4.0, des exemples de besoins en compétences nécessaires à cette intégration, émergeant des technologies d'IA discutées dans la section précédente, sont présentés suivant la taxonomie de Gobeil-Proulx (2021; voir aussi Tableau 2) dans le Tableau 3 afin de mettre en lumière les similarités et différences selon les secteurs d'activité concernés. Afin d'en illustrer la portée concrète et de faciliter la représentativité de ces compétences, l'analyse émergente se concentre particulièrement sur les compétences les plus fréquemment mentionnées dans chaque catégorie de compétences, tel que rapporté par Gobeil-Proulx (2021).

Tableau 3.
*Exemples de compétences suscitées par
l'interaction avec l'IA dans les secteurs d'activité d'intérêt*

Secteur d'activité	Catégorie de compétences	Exemples de compétences suscitées par l'interaction avec l'IA
Manufacturier	Numériques	<ul style="list-style-type: none"> Assurer l'opération, le contrôle, la maintenance et la réparation des équipements (Torres et al., 2023) Analyser de grandes quantités de données provenant des équipements et des capteurs (The Manufacturing Institute, 2022; Torres et al., 2023) Connaître les langages de programmation (par exemple, Python, C++ et Java; Future Ready, 2024) Posséder un niveau accru de littératie en IA (Future Ready, 2024)
	Personnelles	<ul style="list-style-type: none"> Avoir la volonté d'apprendre et être capable de faire preuve de flexibilité pour s'adapter à l'intégration des nouvelles technologies (The Manufacturing Institute, 2022; Torres et al., 2023)
	Méthodologiques	<ul style="list-style-type: none"> Résoudre les problèmes liés à l'utilisation d'équipements pour optimiser la chaîne de production (National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine, 2024)
	Interpersonnelles	<ul style="list-style-type: none"> Savoir travailler en équipe en raison de l'augmentation de la collaboration entre les différents départements des entreprises (par exemple, entre les spécialistes des données et le personnel de production; The Manufacturing Institute, 2022; Torres et al., 2023)
Transport et entreposage	Numériques	<ul style="list-style-type: none"> Être capable d'utiliser les systèmes autonomes et les outils de simulation (Gąsiorek, 2022) Maîtriser les exigences réglementaires pour protéger les systèmes d'aviation contre les cybermenaces (Talib et al., 2025)
	Personnelles	<ul style="list-style-type: none"> Être ouvert au changement et avoir la volonté d'apprendre concernant l'utilisation de nouvelles technologies (par exemple, les drones) dans la gestion de l'inventaire des entrepôts (Ali et al., 2024)
	Méthodologiques	<ul style="list-style-type: none"> Évaluer la pertinence des recommandations d'itinéraire (Kanazawa, 2025) Faire preuve de discernement et de vigilance dans l'utilisation de la conduite assistée par l'IA (Greenlee et al., 2018)
	Interpersonnelles	<ul style="list-style-type: none"> Être capable de communiquer efficacement et de travailler en équipe en raison de l'interconnectivité du système de transport aérien (Talib et al., 2025)



Secteur d'activité	Catégorie de compétences	Exemples de compétences suscitées par l'interaction avec l'IA
Commerce de détail	Numériques	<ul style="list-style-type: none"> Être capable d'utiliser les technologies d'IA mises en œuvre dans la gestion de l'inventaire (Oosthuizen, 2020)
	Personnelles	<ul style="list-style-type: none"> S'intéresser à l'acquisition de nouvelles compétences (Oosthuizen, 2021)
	Méthodologiques	<ul style="list-style-type: none"> Être capable de résoudre des problèmes en lien avec l'intégration croissante de l'apprentissage automatique dans ce secteur (Rahman et al., 2024)
	Interpersonnelles	<ul style="list-style-type: none"> Communiquer efficacement pour accompagner la clientèle et les collègues dans l'utilisation de l'IA (Woods et al., 2022) Expliquer à la clientèle les recommandations produites par des algorithmes (Hunt & Rolf, 2022)
Services professionnels	Numériques	<ul style="list-style-type: none"> Être sensible aux enjeux de protection des données (Jacob et al., 2020a, 2020b) Interpréter les résultats produits par l'IA (Carrel, 2019) Analyser de grands volumes de données (Shaffer et al., 2020)
	Personnelles	<ul style="list-style-type: none"> Mobiliser les technologies d'IA en considérant les enjeux éthiques qui découlent de leur usage (Carrel, 2019; Jacob et al., 2020a, 2020b)
	Méthodologiques	<ul style="list-style-type: none"> Démontrer de la créativité pour aborder les problèmes juridiques dans une perspective technologique (Janeček, 2021) Sélectionner de façon critique les systèmes d'IA pertinents (Davis, 2020) Résoudre des problèmes liés à la présence d'erreurs ou à des dilemmes éthiques (Feltham et al., 2025)
	Interpersonnelles	<ul style="list-style-type: none"> Communiquer et expliciter les résultats produits par l'IA à la clientèle afin de faciliter leur compréhension et leur usage (Jacob et al., 2020a)

Bien que certaines différences puissent émerger en fonction des technologies typiquement intégrées parmi les secteurs recensés, il semble que l'application de ces compétences demeure essentielle dans l'ensemble des secteurs pour composer avec les changements dans l'industrie. Il apparaît toutefois que l'identification des compétences spécifiques à l'IA dans différents secteurs, telle que définie par Gobeil-Proulx, présente des limites, notamment parce que la plupart des compétences discutées sont largement évoquées dans la littérature comme étant pertinentes, quel que soit le secteur d'activité (par exemple, la volonté d'apprendre, le travail d'équipe ou les compétences numériques). Cela complique la distinction des compétences qui sont réellement spécifiques à la fois à l'IA et au secteur d'activité.

Toutefois, il est raisonnable de supposer que certaines catégories de compétences puissent se révéler plus ou moins importantes selon le secteur. Par exemple, dans l'industrie manufacturière, les compétences numériques dominent parmi celles jugées essentielles par le personnel. En effet, huit des dix compétences jugées les plus importantes appartiennent à cette catégorie, incluant des éléments clés, tels que les compétences numériques, la littératie en technologies de l'information et de la communication (TIC), la compréhension des processus et la maîtrise des équipements techniques. Ces compétences sont particulièrement cruciales pour répondre aux besoins opérationnels et technologiques de cette industrie en constante évolution (Torres et al., 2023). Si, dans

le secteur des services professionnels, les compétences numériques restent importantes, notamment en lien avec les enjeux éthiques liés à la protection des données (Jacob et al., 2020a; Jacob et al., 2020b), qui sont également associés à la compétence de littératie de l'IA, ce sont surtout les compétences interpersonnelles et méthodologiques qui ont une importance majeure dans ce secteur. La raison provient de la dimension relationnelle de ces métiers (Jacob et al., 2020a) et de la nécessité pour le personnel professionnel de disposer de connaissances en analyse de données (Jacob et al., 2020b). Dans le commerce de détail, les compétences interpersonnelles occupent une place centrale, avec une forte valorisation des compétences en communication et en service à la clientèle (Rahman et al., 2024; Woods et al., 2022). Cela s'explique par l'évolution des interactions avec la clientèle en raison de l'introduction de technologies émergentes (Rahman et al., 2024) ainsi que par la nécessité d'accompagner à la fois les collègues et la clientèle dans leur utilisation de ces technologies (Woods et al., 2022). Bien que, dans ce secteur, les compétences numériques demeurent un critère important à l'embauche, les compétences transversales restent très importantes pour pouvoir exploiter l'IA à son plein potentiel (Woods et al., 2022), un constat qui semble s'appliquer uniformément aux différents secteurs d'activité analysés dans cet article. Enfin, il est plus difficile de faire émerger un constat quant aux compétences clés du secteur du transport. Peu d'études se sont penchées sur ce secteur spécifiquement. Toutefois, les cas d'usage relevés discutent principalement d'outils intégrés aux véhicules afin de soutenir la conduite (par exemple, conduite autonome, outils de mesure de l'état de vigilance du conducteur, optimisation des itinéraires). Ces usages étant fortement caractérisés par des enjeux de sécurité, il est possible de croire que les compétences personnelles et méthodologiques puissent être également importantes. Elles pourraient permettre aux conducteurs d'utiliser avec prudence les outils mis à leur disposition, tout en maintenant un regard critique sur leur utilisation.

5. Discussion

Le présent article adopte une approche de synthèse des connaissances narrative afin de discuter des usages actuels de l'IA parmi certains secteurs clés de l'industrie 4.0, soit les secteurs manufacturier, du commerce de détail, du transport et de l'entreposage ainsi que des services professionnels. Nous discutons ensuite des compétences que ces usages nécessitent pour optimiser le travail du personnel de ces secteurs d'activité. Un premier constat émergeant de cette recension est que les techniques d'IA déployées dans les secteurs de l'industrie 4.0 sont relativement variées, incluant les méthodes d'apprentissage par renforcement, d'apprentissage automatique, d'apprentissage profond, de reconnaissance d'images et de vision par ordinateur, de traitement du langage naturel et d'IA générative. De façon générale, ces techniques sont intégrées à des systèmes qui permettent de soutenir la gestion des ressources, l'optimisation des processus, l'automatisation des tâches, la détection de problèmes et l'aide à la décision pour le personnel des métiers de l'industrie 4.0. Les compétences nécessaires à l'intégration de ces technologies demandent principalement la mise en place de stratégies au sein des entreprises pour soutenir la requalification des employés. Cela nécessite la maîtrise d'une multitude de compétences, incluant des compétences numériques (pour la compréhension des fondements de l'IA), méthodologiques (pour la gestion des informations manipulées par l'IA), interpersonnelles (pour une collaboration entre les équipes humaines qui doivent maintenant interagir avec l'IA) et personnelles (pour une bonne adaptation du travail face aux changements qu'engendre l'intégration des technologies d'IA dans les processus du travail).

5.1 Implications pour les besoins en formation

À la lumière des compétences discutées, des ajustements dans la formation du personnel professionnel semblent nécessaires. Les besoins en compétences numériques représentent un premier élément pouvant être soutenu grâce à de nouvelles formations. Par le passé, l'intégration des nouvelles technologies dans le quotidien et le travail des individus (par exemple, l'informatique et l'internet) a engendré des changements dans les cursus de formation générale. Un bref regard sur l'histoire du domaine des TIC en enseignement montre que les



nouvelles technologies ont rapidement été déployées dans les écoles, et ce, en parallèle de leur développement (Lepage, 2024). Rapidement, l'enseignement de ces technologies s'est amorcé, comme en témoignent les programmes d'enseignement en informatique en marge du 21^e siècle (Ng et al., 2023). Selon Long et Magerko (2020), il existe un intérêt croissant pour l'enseignement de l'IA dans les écoles et au postsecondaire. Plusieurs initiatives récentes suggèrent des cadres pour l'enseignement de l'IA et le développement plus spécifique de la littératie de l'IA (par exemple, UNESCO, 2021; Vuorikari et al., 2022), et plusieurs revues exploratoires proposent des méthodes et stratégies pour augmenter la littératie de l'IA auprès des personnes apprenantes (par exemple, Gresse von Wangenheim et al., 2021; Laupichler et al., 2022; Ng et al., 2021; Sanusi et al., 2022; Su et al., 2022). Ces cadres et stratégies d'enseignement se concentrent principalement sur les composantes numériques, personnelles et méthodologiques des compétences nécessaires pour l'interaction avec l'IA, visant, entre autres, à permettre une autonomisation des individus par rapport à leur propre littératie de l'IA. Il semble néanmoins que les aspects qui sont plus éloignés des composantes de la littératie de l'IA (par exemple, les compétences interpersonnelles nécessaires à une bonne intégration de l'IA au sein des équipes de travail) soient généralement absents de ces formations.

Malgré tout, plusieurs voix continuent de se lever pour que la formation du personnel de l'industrie 4.0 ne s'arrête pas seulement aux connaissances techniques et scientifiques, mais qu'elle englobe également des qualifications non techniques (par exemple, Baker, 2019; De Fruyt et al., 2015; Kaur et al., 2020). La conception de formations permettant de développer ces compétences représente un défi de taille qui peut même s'avérer irréaliste, surtout dans une optique de multiplication des compétences (Teyssier-Roberge et al., 2025). Pourtant, cet entraînement aux compétences techniques et non techniques est nécessaire pour un usage optimal de l'IA; c'est d'ailleurs ce qui pousse les entreprises à embaucher des personnes qui les possèdent déjà (Carrel, 2019; The Manufacturing Institute, 2022; Woods et al., 2022). Selon Cotet et al. (2017), il est possible de développer ce type de compétences en offrant des opportunités pratiques aux personnes apprenantes via un apprentissage expérientiel ou par la formation continue. La formation à l'IA semble toutefois principalement intégrée dans des domaines liés à l'informatique. Une revue systématique, produite par Ng et al. (2023), souligne que les programmes d'enseignement de l'IA sont surtout offerts dans les domaines d'études en sciences informatiques. Notamment, parmi les 49 études recensées par Ng et al., 39 d'entre elles présentent des programmes de formation destinés à une clientèle de premier cycle universitaire en sciences informatiques, alors que neuf visaient une clientèle de premier cycle universitaire externe à cette discipline. Bien que ce portrait ne se concentre que sur un sous-ensemble d'études, il en ressort tout de même que l'approche principale préconisée pour enseigner l'IA provient des sciences informatiques. Conséquemment, de nouvelles initiatives visant un éventail plus large de domaines d'études et de secteurs d'activité – voire la population générale – devraient être proposées. Ces initiatives permettraient aux individus de tous les champs de pratique de se familiariser avec l'IA.

De plus en plus d'universités et d'organisations professionnelles reconnaissent la nécessité de mettre à jour les compétences du personnel en raison de la transformation numérique (Li, 2022). Le référentiel global des offres de formation en IA proposé par l'Obvia discute notamment des différentes pratiques en matière de formation en IA (De Marcellis-Warin, 2022). Outre les formations dispensées en établissement scolaire, il existe d'autres options non traditionnelles pour former les individus à l'ère de l'industrie 4.0, pouvant être offertes par des centres de formation, des entreprises et des ordres professionnels. Les options non traditionnelles regroupent, selon Li (2022), les certifications provenant des ordres professionnels, les recertifications (renouvellement de certifications professionnelles), les autoformations et les formations par les entreprises. En ce qui concerne le développement des compétences en entreprise, les collaborations universités-entreprises (De Marcellis-Warin, 2022) ainsi que le travail en équipe, les communautés de pratique en ligne et les réseaux sociaux d'entreprises seraient parmi les plus utiles pour améliorer des compétences à la fois techniques et transversales (Leon, 2023). Par ailleurs, les autoformations, telles que les cours en ligne et les certifications délivrées par des entreprises technologiques comme Microsoft,

contribuent à offrir des solutions flexibles aux individus désirant développer des compétences en parallèle de leur carrière (Li, 2022). Ainsi, la mise à jour des compétences peut se faire à travers diverses pratiques, incluant des approches dites traditionnelles et non traditionnelles.

5.2 Limites

Il est important de préciser que les éléments discutés ci-haut doivent être considérés comme des pistes de réflexion, car ils s'appuient, en grande partie, sur la littérature grise et ne proviennent pas nécessairement d'une revue exhaustive de la littérature scientifique. La majorité des connaissances liées aux usages réels des outils d'IA dans l'industrie provient en effet de rapports, livres blancs, sites internet et autres documents non scientifiques étant difficiles à recenser à l'aide d'une approche systématique. Effectivement, les usages déjà implantés de l'IA semblent peu documentés dans la littérature scientifique, où les formulations hypothétiques du type "*AI can*" ou "*AI could*" sont rencontrées fréquemment au sein des articles évalués. Ces documents n'ont pas été inclus pour limiter les biais d'interprétation, ce qui peut par ailleurs expliquer le faible nombre d'articles repérés et finalement inclus. Toutefois, il semble important de souligner que la littérature grise offre une vue plus actuelle des connaissances et des pratiques (Paez, 2017), notamment concernant les technologies d'IA qui se caractérisent par une évolution très rapide. La littérature scientifique semble, quant à elle, davantage centrée sur des preuves de concept, ne permettant pas d'obtenir un portrait complet des technologies réellement utilisées. La saturation empirique pouvant être observée au sein des documents recensés suggère également que, malgré cette limite, la grande majorité des cas d'usage de l'IA dans les secteurs définis est discutée. Il semble aussi important de mentionner que la plupart des études sur l'industrie 4.0 se concentrent sur le secteur manufacturier, négligeant les autres secteurs qui font l'objet de cet article et particulièrement celui du transport, bien que tous soient considérés comme des secteurs industriels selon le SCIAN (Statistique Canada, 2022). Dans cette même perspective, il convient de rappeler que, bien que cet article s'appuie sur les enquêtes du MEIE pour brosser un portrait des secteurs prioritaires à la transformation numérique québécoise, les sources utilisées proviennent d'une littérature internationale qui reflète les besoins et les pratiques en matière d'IA à l'échelle mondiale. De futures initiatives devraient donc viser à faire le parallèle entre les constats soulevés, analysés, d'une perspective internationale, et leur application à une réalité économique, industrielle et culturelle québécoise. Par ailleurs, cet article se concentre sur les pratiques organisationnelles officielles en matière d'IA, en laissant délibérément de côté les usages informels afin de se référer uniquement aux applications reconnues dans un cadre institutionnel. Ces usages prennent toutefois de plus en plus de place dans le monde du travail (Cyberhaven Labs, 2024) et devraient faire l'objet d'études plus spécifiques, permettant ainsi de jeter un regard complet sur les usages de l'IA dans l'industrie 4.0, que l'IA soit intégrée officiellement aux processus du travail ou non. Enfin, le cadre proposé par Gobeil-Proulx (2021) pour catégoriser les principales compétences pertinentes aux usages de l'IA représente un type de taxonomie parmi d'autres existants (voir par exemple Hecklau et al., 2016). Le choix de Gobeil-Proulx de considérer la littératie de l'IA comme sous-élément des compétences dites personnelles liées peut aussi faire l'objet de débat. La littératie de l'IA représente, en effet, un ensemble de capacités variées qui peut, selon certaines définitions, se rattacher à plusieurs types de compétences, voire être considéré comme transversal et multidimensionnel (par exemple, Almatrafi et al., 2024; Ng et al., 2021; Steinbauer et al., 2021; Tremblay et al., 2024). À cet effet, une discussion plus approfondie, voire parallèle, sur la littératie de l'IA aurait pu être présentée. Or, puisque l'objectif de l'article est d'offrir un portrait général des compétences utiles à l'intégration de l'IA dans les quatre secteurs d'activité susmentionnés en adoptant la perspective de Gobeil-Proulx, une telle discussion aurait dépassé le cadre visé. Nous avons donc fait le choix de respecter la taxonomie de Gobeil-Proulx et de considérer la littératie de l'IA comme une compétence personnelle.



Conclusion

La présente recension avait pour objectif d'identifier les principales applications de l'IA dans les secteurs économiques pour lesquels, selon le MEIE, il est prioritaire de mieux comprendre les implications des récentes transformations numériques au Québec. À la lumière des documents scientifiques et de la littérature grise recensés, plusieurs technologies exploitant l'IA ont été présentées. Les changements dans les compétences qu'engendre potentiellement l'intégration de ces technologies à travers les différents secteurs ont ensuite été discutés. Selon Lockhart (2023), il existe une relation positive entre l'adoption des technologies d'IA dans une entreprise et les investissements effectués dans le développement des compétences en TIC auprès du personnel œuvrant dans des métiers non techniques (par exemple, ressources humaines, administration, opérations). Les entreprises qui effectuent ces investissements, qu'elles possèdent ou non des employés spécialisés en TIC, sont 3 % plus susceptibles d'avoir adopté l'IA. Considérant le développement fulgurant des différents types de technologies basées sur l'IA et leur intégration parmi les secteurs discutés, il s'avère important d'identifier les meilleures pratiques visant le développement des compétences en IA. Comme discuté plus haut, une approche centrée sur les compétences, tant techniques que non techniques, s'avère fondamentale pour faciliter l'interaction humain-IA au sein de l'industrie 4.0. Malgré la diversité des compétences mentionnées dans le rapport de l'Obvia pour une interaction efficace avec l'IA (Gobeil-Proulx, 2021), certaines compétences clés sont largement reconnues comme étant prioritaires dans la littérature scientifique et grise. Ceci suggère une convergence sur les compétences les plus essentielles à maîtriser, indépendamment des différences par secteur d'activité. Ces compétences récurrentes pourraient orienter la création de référentiels de compétences et le développement de formations visant une meilleure interaction avec l'IA. Bien que plusieurs référentiels de compétences aient été développés au cours des dernières années, tel que spécifié par le Conseil de l'innovation du Québec (2024), ces derniers n'accordent qu'un rôle accessoire à l'IA, similaire aux autres technologies numériques. Récemment, l'Université de Montréal a publié un référentiel de compétences en IA et en santé qui aborde l'IA d'un point de vue holistique et qui considère autant les compétences techniques que non techniques (École de l'intelligence artificielle en santé du CHUM, 2024). Les futurs référentiels de compétences pour les secteurs économiques discutés dans cet article devraient s'inspirer d'une telle approche afin d'assurer que l'IA soit utilisée de la meilleure façon possible en étant intégrée de manière efficace aux processus du travail de l'industrie 4.0.

RÉFÉRENCES

- Akiner, T., Punuru, J., & Sharma, S. (2023). Intent classification and dialogue management for Lexis AI. Dans *Proceedings of the 7th Annual RELX Search Summit*. SSRN. <https://ssrn.com/abstract=4716501>
- Ali, S. S., Khan, S., Fatma, N., Ozel, C., & Hussain, A. (2024). Utilisation of drones in achieving various applications in smart warehouse management. *Benchmarking : An International Journal*, 31, 920–954. <https://doi.org/10.1108/BIJ-01-2023-0039>
- Almatrafi, O., Johri, A., & Lee, H. (2024). A systematic review of AI literacy conceptualization, constructs, and implementation and assessment efforts (2019-2023). *Computers and Education Open*, 6, 100173. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.caco.2024.100173>
- Anne, A., Gagnon, E., Osmanliu, E., Aïmeur, E., Michelot, F., Brangé, F., Gadoury-Sansfaçon, G.-P., Taschereau, J., D'Astous, M., Naffi, N., Glais, N., Fournier St-Laurent, S., Parent, S., El Tayeb El Rafei, S., Auclair, S., & Psyché, V. (2024). Abécédaire de l'IA. *Observatoire international sur les impacts sociétaux de l'intelligence artificielle et du numérique* & RÉCIT. <https://doi.org/10.61737/BGJN7670>
- Awais, M. (2024). Optimizing Dynamic Pricing through AI-Powered Real-Time Analytics : The Influence of Customer Behavior and Market Competition. *Quantic Journal of Social Sciences*, 5(3), 99-108. <https://doi.org/10.55737/qjss.370771519>
- *Ayub, F. (2025). Integrating artificial intelligence (AI) into Industry 4.0 : A path to smart manufacturing. *Advance Social Science Archive Journal*, 4(1), 2827–2848. <https://doi.org/10.5281/zenodo.16929247>

- Babashahi, L., Barbosa, C. E., Lima, Y., Lyra, A., Salazar, H., Argôlo, M., De Almeida, M. A., & De Souza, J. M. (2024). AI in the Workplace : A Systematic Review of Skill Transformation in the Industry. *Administrative Sciences*, 14, 127. <https://doi.org/10.3390/admsci14060127>
- Baker, M. (2019). *Motivate Employees to Reskill for the Digital Age*. Gartner.
- Balzarini, M., & Favart, C. (2022). Accompagner les professionnels du Droit avec des solutions fondées sur l'intelligence artificielle et la sémantique : la plateforme de LexisNexis. *I2D—Information, données & documents*, 57-63. <https://shs.cairn.info/revue-i2d-information-donnees-et-documents-2022-1-page-57?lang=fr>
- Banque de développement du Canada [BDC]. (2017). *Industrie 4.0 : la nouvelle révolution industrielle. Les fabricants canadiens sont-ils prêts?* Banque de développement du Canada.
- Bertolini, M., Mezzogori, D., Neroni, M., & Zammori, F. (2021). Machine learning for industrial applications : A comprehensive literature review. *Expert Systems with Applications*, 175, 114820. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114820>
- Besiroglu, T., Emery-Xu, N., & Thompson, N. (2024). Economic impacts of AI-augmented R&D. *Research Policy*, 53(7), 105037. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2024.105037>
- BMW Group. (2019, 15 juillet). *Fast, efficient, reliable : Artificial intelligence in BMW Group Production* [Communiqué de presse]. <https://www.press.bmwgroup.com/global/article/detail/T0298650EN/fast-efficient-reliable-artificial-intelligence-in-bmw-group-production?language=en>
- Brosset, P., Patsko, S., Thielluent, A.-L., Buvat, J., Khemka, Y., Khadikar, A., & Jain, A. (2019). *AI in manufacturing operations : A Capgemini Research Institute report*. Capgemini.
- Bureau du surintendant des institutions financières. (2024). *L'IA dans les institutions financières fédérales : utilisations et risques*. Rapport du BSIF et de PACFC. Gouvernement du Canada. https://publications.gc.ca/collections/collection_2025/bsif-osfi/IN4-76-2024-fra.pdf
- Business Wire. (2016, 20 octobre). *Harley-Davidson NYC Taps Artificial Intelligence Platform "Albert"; Sees Record-Breaking Digital Advertising Results* [Communiqué de presse].
- Cachada, A., Barbosa, J., Leitão, P., Geraldes, C. A. S., Deusdado, L., Costa, J., Teixeira, C., Teixeira, J., Moreira, A. H. J., Moreira, P. M., & Romero, L. (2018). Maintenance 4.0 : Intelligent and predictive maintenance system architecture. Dans *2018 IEEE 23rd International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*; pp. 139-146). <https://doi.org/10.1109/ETFA.2018.8502489>
- Cardano (s.d.). *Use Cases*. <https://cardano.org/use-cases>
- Carrel, A. (2019). Legal intelligence through artificial intelligence requires emotional intelligence : A new competency model for the 21st century legal professional. *Georgia State University Law Review*, 35(4), 1153-1183.
- Chaka, C. (2020). Skills, competencies and literacies attributed to 4IR/Industry 4.0 : Scoping review. *IFLA Journal*, 46(4), 369-399. <https://doi.org/10.1177/0340035219896376>
- Chouchene, A., Carvalho, A., Lima, T. M., Charrua-Santos, F., Osorio, G. J., & Barhoumi, W. (2020). Artificial Intelligence for Product Quality Inspection toward Smart Industries : Quality Control of Vehicle Non-Conformities. *2020 9th International Conference on Industrial Technology and Management*, 127131. <https://doi.org/10.1109/icitm48982.2020.9080396>
- Cipia. (s.d.). *Cipia-FS10: AI Powered Video Telematics for fleets*. <https://fs10.cipia.com/>
- Conseil de l'innovation du Québec. (2024). *Prêt pour l'IA*. https://conseilinnovation.quebec/wp-content/uploads/2024/02/Rapport_IA_CIQ-1.pdf
- Cotet, G., Balgiu, B., & Zaleschi Negrea, V. (2017). Assessment procedure for the soft skills requested by Industry 4.0. *MATEC Web of Conferences*, 121, 07005. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201712107005>
- Crețu, R., Țuțui, D., Banța, V., Șerban, E. C., Barna, L., & Crețu, R. (2025). Skills and Competencies Needed to Use the Smart Technologies for Industry 4.0. *Systems Research and Behavioral Science*. <https://doi.org/10.1002/sres.3144>



- Cyberhaven Labs. (2024). *AI adoption and risk report*.
<https://info.cyberhaven.com/hubfs/Content%20PDF/Cyberhaven%20Q2%202024%20AI%20Adoption%20and%20Risk%20Report%20052024.pdf>
- Dalenogare, L. S., Benitez, G. B., Ayala, N. F., & Frank, A. G. (2018). The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, 204, 383-394. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>
- Dash, R., McMurtrey, M., Rebman, C., & Kar, U. K. (2019). Application of Artificial Intelligence in Automation of Supply Chain Management. *Journal of Strategic Innovation and Sustainability*, 14(3). <https://doi.org/10.33423/jsis.v14i3.2105>
- Davis, A. E. (2020). The Future of Law Firms (and Lawyers) in the Age of Artificial Intelligence. *Revista Direito GV*, 16(1).
<https://doi.org/10.1590/2317-6172201945>
- De Fruyt, F., Wille, B., & John, O. P. (2015). Employability in the 21st century : Complex (interactive) problem solving and other essential skills. *Industrial and Organizational Psychology*, 8(2), 276–281. <https://doi.org/10.1017/iop.2015.33>
- De Marcellis-Warin, N. (2022). *Analyse comparative d'écosystèmes en IA dans le but de repérer les pratiques innovantes en matière de formation et de transfert de connaissances*. (2022RP-20). <https://doi.org/10.54932/SXOH3928>
- *Delgado-Bellamy, D., Al-Shibaany, Z., Zaidi, Y., & Farooq, A. (2024). Advancing manufacturing maintenance with mixed reality : Integrating Hololens 2 in the Siemens-Festo cyber-physical factory. Dans *2024 10th International Conference on Virtual Reality (ICVR)*; pp. 303-311).
<https://doi.org/10.1109/ICVR62393.2024.10869065>
- École de l'intelligence artificielle en santé du CHUM. (2024). *Guide sur le référentiel de compétences en intelligence artificielle en santé: favoriser l'adoption de l'IA au bénéfice des patients*.
https://issuu.com/chumontreal/docs/guide_sur_le_referentiel_de_comp_tences_en_ia_en_fr=sODcyMDY3MTA1OTA
- Elicit. (s.d.). *Analyse research papers at superhuman speed*. <https://elicit.com/>
- Feltham, D. K., Weinkauf, M. A., Ghosh, S., & Malcom, J. (2025). 2025 and Beyond: Redefining Accounting Education for an Ai-Driven World. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.5385522>
- Festo. (s.d.). *CP Systems – Industry 4.0 learning factories*. https://www.festo.com/ca/en/e/technical-education/educational-concepts/highlights/learning-factories/cp-systems-large-scale-industry-4-0-learning-factories-id_32122/
- Forum économique mondial. (2023, mai). *Future of jobs report 2023*. <https://www.weforum.org/reports/the-future-of-jobs-report-2023/>
- Foster, A. (2004). A nonlinear model of information-seeking behavior. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 55, 228-237. <https://doi.org/10.1002/asi.10359>
- Foster, A., & Ford, N. (2003). Serendipity and information seeking : an empirical study. *Journal of Documentation*, 59(3), 321-340.
<https://doi.org/10.1108/00220410310472518>
- Future Ready. (2024). *Artificial Intelligence in Manufacturing : The Evolution of Technology & Jobs in the Sector*.
https://www.ngen.ca/hubfs/FutureReady/Reports/NGen_Report_Artificial%20Intelligence%20in%20Manufacturing_March-2024_V2.pdf
- Gąsiorek, K. (2022). Key competences for Transport 4.0 – Educators' and Practitioners' opinions. *Open Engineering*, 12, 51-61.
<https://doi.org/10.1515/eng-2022-0009>
- Gobeil-Proulx, J. (2021). *Recension des besoins en compétences suscités par le développement et la mise en œuvre de l'IA*. Observatoire international sur les impacts sociétaux de l'IA et du numérique (Obvia). <https://polcia.quebec/wp-content/uploads/2021/11/PIA-OBVIA-Rapport-final.pdf>
- Gouvernement du Canada. (2019, 5 février). *Directive sur la prise de décisions automatisée*. <https://www.tbs-sct.canada.ca/pol/doc-fra.aspx?id=32592>
- Gresse von Wangenheim, C., Hauck, J. C. R., Pacheco, F. S., & Bertoneceli Bueno, M. F. (2021). Visual tools for teaching machine learning in K-12 : A ten-year systematic mapping. *Education and Information Technologies*, 26(5), 5733-5778. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10570-8>

- Greenlee, E. T., DeLucia, P. R., & Newton, D. C. (2018). Driver Vigilance in Automated Vehicles : Hazard Detection Failures Are a Matter of Time. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society*, 60, 465-476. <https://doi.org/10.1177/0018720818761711>
- Gusenbauer, M. (2019). Google Scholar to overshadow them all? Comparing the sizes of 12 academic search engines and bibliographic databases. *Scientometrics*, 118(1), 177-214. <https://doi.org/10.1007/s11192-018-2958-5>
- Hecklau, F., Galeitzke, M., Bourgeois, S., & Kohl, H. (2016). Holistic Approach for Human Resource Management in Industry 4.0. *Procedia CIRP*, 54, 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.05.102>
- Hernandez-De-Menendez, M., Morales-Menendez, R., Escobar, C. A., & McGovern, M. (2020). Competencies for Industry 4.0. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 14, 1511-1524. <https://doi.org/10.1007/s12008-020-00716-2>
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 49(1), 30-50. <https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9>
- Hunt, W., & Rolf, S. (2022). *Artificial Intelligence and Automation in Retail: Benefits, Challenges and Implications (a Union Perspective)*. Friedrich-Ebert-Stiftung. <https://uniglobalunion.org/news/new-study-ai-automation-in-retail/>
- Infinium Robotics. (s.d). *Infinium scan*. <https://infiniumrobotics.com/infinium-scan/>
- Institut national de la statistique et des études économiques. (2022). *Les TIC et le commerce électronique dans les entreprises en 2021*. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5349833#consulter-sommaire>
- Intel. (2018). *Artificial Intelligence Reduces Costs and Accelerates Time to Market* [Whitepaper]. https://media18.connectedsocialmedia.com/intel/06/16597/Artificial_Intelligence_Reduces_Costs_Accelerates_Time_Market.pdf
- Jacob, S., Souissi, S., & Milot-Poulin, J. (2020a). *Intelligence artificielle et transformation du métier d'avocat*. Chaire de recherche sur l'administration publique à l'ère numérique, Université Laval. <https://www.administration-numerique.chaire.ulaval.ca/sites/administration-numerique.chaire.ulaval.ca/files/uploads/bureau/IA%20et%20m%C3%A9tier%20d%27avocat.pdf>
- Jacob, S., Souissi, S., & Trudel, J.-S. (2020b). *Intelligence artificielle et transformation des métiers de la comptabilité et de l'audit financier*. Chaire de recherche sur l'administration publique à l'ère numérique, Université Laval. <https://www.administration-numerique.chaire.ulaval.ca/sites/administration-numerique.chaire.ulaval.ca/files/uploads/bureau/IA%20et%20métiers%20comptabilité.pdf>
- Jan, Z., Ahamed, F., Mayer, W., Patel, N., Grossmann, G., Stumptner, M., & Kuusk, A. (2023). Artificial intelligence for industry 4.0 : Systematic review of applications, challenges, and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 216, 119456. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119456>
- Janeček, V., Williams, R., & Keep, E. (2020). Education for the provision of technologically enhanced legal services. *Computer Law & Security Review*, 40, 105519. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2020.105519>
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Artificial Intelligence applications for industry 4.0 : A literature-based study. *Journal of Industrial Integration and Management*, 07(1), 83-111. <https://doi.org/10.1142/s2424862221300040>
- Jerman, A., Pejić Bach, M. P., & Bertoneclj, A. (2018). A Bibliometric and Topic Analysis on Future Competences at Smart Factories. *Machines*, 6, 41. <https://doi.org/10.3390/machines6030041>
- Jones, T., & Bishop, R. (2020). *The future of autonomous vehicles*. Future Agenda. https://www.connectedautomateddriving.eu/wp-content/uploads/2023/06/Future-Agenda-open-foresight-The-future-of-autonomous-vehicles-Global-Insights-gained-from-Multiple-Expert-Discussions_01-04-2020_Future-Agenda-Limited.pdf
- Kanazawa, K., Kawaguchi, D., Shigeoka, H., & Watanabe, Y. (2025). AI, Skill, and Productivity : The Case of Taxi Drivers. *Management Science*. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2023.01631>
- Kaur, R., Awasthi, A., & Grzybowska, K. (2020). Evaluation of key skills supporting industry 4.0—A review of literature and practice. Dans K. Grzybowska, A. Awasthi, & R. Sawhney (Eds.), *Sustainable Logistics and Production in Industry 4.0 : New Opportunities and Challenges* (pp. 19-29). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33369-0_2
- Koehorst, M. M., van Deursen, A. J. A. M., van Dijk, J. A. G. M., & de Haan, J. (2021). A systematic literature review of organizational factors influencing 21st-century skills. *Sage Open*, 11(4). <https://doi.org/10.1177/21582440211067251>



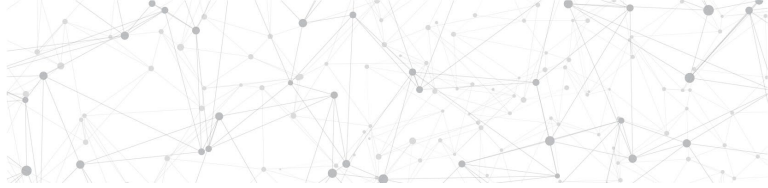
- Kolková, A., & Ključnikov, A. (2022). *Demand forecasting : AI-based, statistical and hybrid models vs practice-based models – The case of SMEs and large enterprises. Economics & Sociology*, 15(4), 39–62. <https://doi.org/10.14254/2071789X.2022/15-4/2>
- Kong, S. C., Korte, S. M., Burton, S., Keskitalo, P., Turunen, T., Smith, D., Wang, L., Lee, J. C.-K., & Beaton, M. C. (2025). Artificial Intelligence (AI) literacy – An argument for AI literacy in education. *Innovations in Education and Teaching International*, 62(2), 477-483. <https://doi.org/10.1080/14703297.2024.2332744>
- KPMG. (2023). *Asset optimisation in industrial manufacturing*. <https://kpmg.com/au/en/home/insights/2023/10/industry-4-0-technologies-asset-optimisation-industrial-manufacturing.html>
- Kumar, N. P., Choubey, N. D., Amosu, N. O. R., & Ogunsuji, N. Y. M. (2024). AI-enhanced inventory and demand forecasting : Using AI to optimize inventory management and predict customer demand. *World Journal Of Advanced Research And Reviews*, 23(1), 1931-1944. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2024.23.1.2173>
- Kundu, N., Mustafa, F., Hemachandran, K., & Chola, C. (2023). Artificial intelligence in retail marketing. Dans K. H. & R. V. Rodriguez (Eds.), *Artificial Intelligence for Business : An Implementation Guide Containing Practical and Industry-Specific Case Studies* (1st ed., pp. 86-107). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003358411>
- Kung J. Y. (2023). Elicit. *The Journal of the Canadian Health Libraries Association*, 44(1), 15-18. <https://doi.org/10.29173/jchla29657>
- Lajoie, P., Gaudreault, J., Lehoux, N., Agnard, S., & Melliani, M. (2023). A digital twin based method for the design and evaluation of sampling plans in a part manufacturing mill. *CIGI Qualita MOSIM 2023*. <https://doi.org/10.60662/b4s2-xn17>
- Laupichler, M. C., Aster, A., Schirch, J., & Raupach, T. (2022). Artificial intelligence literacy in higher and adult education : A scoping literature review. *Computers and Education : Artificial Intelligence*, 3, 100101. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100101>
- Lazarus, P. C., Adeniyi, P. E., Ajayi, A. J., & Ajeayi, D. M. (2024). Harnessing deep learning for advanced visual systems : Revolutionizing computer vision and autonomous navigation. *IRE Journals*, 8(2), 352-359. <https://www.irejournals.com/formatedpaper/1706161.pdf>
- Lee, G. (2023). How can the artificial intelligence of things create public value? Lessons learned from use cases. *Digital Government : Research and Practice*, 4, Article 5. <https://doi.org/10.1145/3580604>
- Leon, R. D. (2023). Employees' reskilling and upskilling for industry 5.0 : Selecting the best professional development programmes. *Technology in Society*, 75, 102393. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102393>
- Lepage, A. (2024). *Étude de l'adoption des principaux types d'usages de l'intelligence artificielle par les enseignants et enseignantes du postsecondaire* [Thèse de doctorat non publiée]. Université de Montréal.
- Levine, I. (2024). *How Amazon is using generative AI to improve product recommendations and descriptions*. Amazon. <https://www.aboutamazon.com/news/retail/amazon-generative-ai-product-search-results-and-descriptions>
- Lexis Nexis. (2024, 11 janvier). *LexisNexis annonce le lancement de Lexis+ AI, la solution d'IA générative juridique la plus complète au monde, en avant-première commerciale au Canada et au Royaume-Uni* [Communiqué de presse].
- Li, L. (2022). Reskilling and upskilling the future-ready workforce for industry 4.0 and beyond. *Information Systems Frontiers*, 26, 1697-1712. <https://doi.org/10.1007/s10796-022-10308-y>
- Li, H., Lu, Z., Zhang, Z., & Tanasescu, C. (2024). How does artificial intelligence affect manufacturing firms' energy intensity? *Energy Economics*, 108109. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.108109>
- Lockhart, A. (2023). *Automatisation à l'échelle nationale? Adoption de l'IA dans les entreprises canadiennes*. The Dais. <https://dais.ca/wp-content/uploads/2023/09/Automatisation-a-lechelle-nationale.pdf>
- Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI literacy? Competencies and design considerations. Dans *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Honolulu, HI, USA. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Malm, P. (2020). *How eBay Used AI-Powered Copywriting to Boost Email Marketing Performance by 700,000+ Opens Per Campaign*. My total retail. <https://www.mytotalretail.com/article/how-ebay-used-ai-powered-copywriting-to-boost-email-marketing-performance-by-700000-opens-per-campaign/>

- *Manta-Costa, A., Araújo, S. O., Peres R. S., & Barata, J. (2024). Machine learning applications in manufacturing—Challenges, trends, and future directions. *IEEE Open Journal of the Industrial Electronics Society*, 5, 1085-1103. <https://doi.org/10.1109/OJIES.2024.3431240>
- Manufacturing Leadership Council. (2023). *The future of AI in manufacturing*. <https://www.manufacturingleadershipcouncil.com/wp-content/uploads/2023/06/The-Future-Of-AI-In-Manufacturing-MLC-2023.pdf>
- Marois, A., Kopf, M., Fortin, M., Huot-Lavoie, M., Martel, A., Boyd, J. G., Gagnon, J.-F., & Archambault, P. M. (2023). Psychophysiological models of hypovigilance detection : A scoping review. *Psychophysiology*, 60(11), e14370. <https://doi.org/10.1111/psyp.14370>
- Martín-Martín, A., Thelwall, M., Orduna-Malea, E., & López-Cózar, E. D. (2020). Google Scholar, Microsoft Academic, Scopus, Dimensions, Web of Science and OpenCitations' COCI : a multidisciplinary comparison of coverage via citations. *Scientometrics*, 126(1), 871-906. <https://doi.org/10.1007/s11192-020-03690-4>
- McKinsey. (2024a). *A new future of work : The race to deploy AI and raise skills in Europe and beyond*. https://www.mckinsey.de/~ / media / mckinsey / locations / europe % 20 and % 20 middle % 20 east / deutschland / news / presse / 2024 / 2024 % 20 - % 2005 % 20 - % 2023 % 20 mg % 20 genai % 20 future % 20 of % 20 work / mg % 20 report _ a - new - future - of - work - the - race - to - deploy - ai . pdf
- McKinsey. (2024b). *The state of AI in early 2024 : Gen AI adoption spikes and starts to generate value*. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024>
- Michel, G., & Le Nagard, E. (2019). Favoriser la sérendipité pour des recherches plus créatives. *Décisions Marketing*, 93(1), 5-9. <https://doi.org/10.7193/DM.093.05.09>
- Micron. (s.d.). *Case Study : Micron uses data and artificial intelligence to see, hear and feel*. <https://www.micron.com/about/blog/company/partners/micron-uses-data-and-artificial-intelligence-to-see-hear-feel>
- Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec. (2023a). *L'état de la numérisation des entreprises au Québec : Secteur du transport et de l'entreposage*. Gouvernement du Québec. https://cdn-contenu.quebec.ca/cdn-contenu/adm/min/economie/contenu/transformation_numerique/RA_enquete-numerique-transport_2023.pdf
- Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec. (2023b, 25 juillet). *L'état de la numérisation des entreprises au Québec : Secteur du commerce de détail*. Gouvernement du Québec. https://cdn-contenu.quebec.ca/cdn-contenu/adm/min/economie/contenu/transformation_numerique/RA_enquete-numerique-commerce_2023.pdf
- Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec. (2023c, 31 juillet). *L'état de la numérisation des entreprises au Québec : Secteur des services professionnels*. Gouvernement du Québec. https://cdn-contenu.quebec.ca/cdn-contenu/adm/min/economie/contenu/transformation_numerique/RA_enquete-numerique-services-pro_2023.pdf
- Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec. (2023d, 24 août). *L'état de la numérisation des entreprises au Québec : Secteur de la construction*. Gouvernement du Québec. https://cdn-contenu.quebec.ca/cdn-contenu/adm/min/economie/contenu/transformation_numerique/RA_enquete-numerique-construction_2023.pdf
- Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec. (2024, 22 mars). *L'état de la numérisation des entreprises au Québec : Secteur manufacturier*. Gouvernement du Québec. https://cdn-contenu.quebec.ca/cdn-contenu/adm/min/economie/contenu/transformation_numerique/RA_enquete-numerique-manufacturier_2023.pdf
- Mitsubishi Electric. (2019, 13 février). *Mitsubishi Electric's Fast Stepwise-learning AI Shortens Motion Learning* [Communiqué de presse]. <https://www.mitsubishielectric.com/sites/news/2019/pdf/0213-b.pdf>
- National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. (2024). The state of smart manufacturing workforce and education and strategies to address the challenges. Dans *Options for a National Plan for Smart Manufacturing* (pp. 27-55). The National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/27260>
- Ng, C., & Alarcon, J. (2021). Applications of AI in accounting. Dans *Artificial intelligence in accounting : Practical applications* (pp. 19-34). Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003003342>
- Ng, D. T. K., Leung, J., Chu, S., & Shen, M. (2021). Conceptualizing AI literacy : An exploratory review. *Computers and Education : Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>



- Ng, D. T. K., Lee, M., Tan, R. J. Y., Hu, X., Downie, J. S., & Chu, S. K. W. (2023). A review of AI teaching and learning from 2000 to 2020. *Education and Information Technologies*, 28(7), 8445-8501. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11491-w>
- Nolan Business Solutions. (s.d.). *Advanced Bank Reconciliation for Microsoft Dynamics GP*. <https://www.nolanbusinesssolutions.com/us/solutions/microsoft-dynamics-gp/advanced-bank-reconciliation/>
- Novipro. (2024). *Portrait TI 2024*. <https://www.novipro.com/fr/blogue/portrait-ti-2024-par-bruno-guglielminetti>
- Novipro & Léger. (2019). Portrait des TI dans les moyennes et grandes entreprises canadiennes. *Portrait TI*, 03(19). https://numana.tech/wp-content/uploads/2019/10/Novipro_EtudeTI_2018_FINAL.pdf
- Oberländer, M., Beinicke, A., & Bipp, T. (2019). Digital competencies : A review of the literature and applications in the workplace. *Computers & Education*, 146, 103752. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103752>
- OCDE. (2019). *Stratégie 2019 de l'OCDE sur les compétences : Des compétences pour construire un avenir meilleur*. Éditions OCDE, Paris. <https://doi.org/10.1787/9789264313859-fr>
- OCDE. (2022). *OECD framework for the classification of AI systems* (numéro 323). https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2022/02/oecd-framework-for-the-classification-of-ai-systems_336a8b57/cb6d9eca-en.pdf
- O'Dea, X., Ng, D. T. K., O'Dea, M., & Shkuratsky, V. (2024). Factors affecting university students' generative AI literacy : Evidence and evaluation in the UK and Hong Kong contexts. *Policy Futures in Education*, 0(0). <https://doi.org/10.1177/14782103241287401>
- Oosthuizen, K., Botha, E., Robertson, J., & Montecchi, M. (2020). Artificial intelligence in retail : The AI-enabled value chain. *Australasian Marketing Journal*, 29, 264-273. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2020.07.007>
- Oosthuizen, K. (2021). *Artificial intelligence in retail : the AI-enabled value chain* [Thèse de doctorat, Université de Stellenbosch]. SUNScholar. <https://scholar.sun.ac.za/server/api/core/bitstreams/b259eac8-ae99-490f-b3eb-ab49acbe9acf/content>
- Paez A. (2017). Gray literature : An important resource in systematic reviews. *Journal of evidence-based medicine*, 10(3), 233-240. <https://doi.org/10.1111/jebm.12266>
- Papaioannou, D., Sutton, A., Carroll, C., Booth, A., & Wong, R. (2010). Literature searching for social science systematic reviews : consideration of a range of search techniques. *Health Information and Libraries Journal*, 27(2), 114-122. <https://doi.org/10.1111/j.1471-1842.2009.00863.x>
- Peng, Z., Yang, J., Chen, T.-H., & Ma, L. (2020). A first look at the integration of machine learning models in complex autonomous driving systems : a case study on Apollo. Dans *Proceedings of the 28th ACM Joint Meeting on European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering*, 1240-1250. <https://doi.org/10.1145/3368089.3417063>
- Peres, R. S., Jia, X., Lee, J., Sun, K., Colombo, A. W., & Barata, J. (2020). Industrial artificial intelligence in industry 4.0 - Systematic review, challenges and outlook. *IEEE Access*, 8, 220121-220139. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3042874>
- Phrasee. (s.d.). *How eBay pioneered the use of Brand Language Optimization and paved the way for marketers everywhere*. https://f.hubspotusercontent20.net/hubfs/4094824/ebay_CaseStudy_Updated.pdf
- Plale, B., Khan, S., & Morales, A. (2023). Democratization of AI : Challenges of AI cyberinfrastructure and software research. Dans *2023 IEEE 19th International Conference on e-Science (e-Science)*, pp. 1-3. <https://doi.org/10.1109/e-Science58273.2023.10254950>
- *Rahim, R., & Chishty, M. A. (2024). Artificial intelligence applications in accounting and finance. Dans *2024 ASU International Conference in Emerging Technologies for Sustainability and Intelligent Systems (ICETSIS)*, pp. 1782-1786. <https://doi.org/10.1109/ICETSIS61505.2024.10459526>
- Rahman, M., Islam Rana, C. M., Hossain, Y., Bin Sulaiman, R., Chowdhury, M., & Nur, A. H. (2024). The impact of the fourth industrial revolution and machine learning on employee skill sets for sustainable survival in the retail industry. Dans *Proceedings of the 6th Industrial Engineering and Operations Management Bangladesh Conference* (pp. 866-877). <https://doi.org/10.46254/BA06.20230169>
- Ricca, F., Marchetto, A., & Stocco, A. (2025). *A multi-year grey literature review on AI-assisted test automation*. *Information and Software Technology*, 186, 107799. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107799>

- Santana, M., & Díaz-Fernández, M. (2022). Competencies for the artificial intelligence age : visualisation of the state of the art and future perspectives. *Review of Managerial Science*, 17, 1971-2004. <https://doi.org/10.1007/s11846-022-00613-w>
- Sanusi, I. T., Olaleye, S. A., Agbo, F. J., & Chiu, T. K. F. (2022). The role of learners' competencies in artificial intelligence education. *Computers and Education : Artificial Intelligence*, 3, 100098. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100098>
- SAP. (s.d.). *SAP Business Objects Business Intelligence suite*. <https://www.sap.com/products/technology-platform/bi-platform.html>
- Shaffer, K. J., Gaumer, C. J., & Bradley, K. P. (2020). Artificial intelligence products reshape accounting : time to re-train. *Development and Learning in Organizations*, 34(6), 41-43. <https://doi.org/10.1108/DLO-10-2019-0242>
- Shanghai Electric. (2021, 29 juin). *Shanghai Electric retains industrial dominance in energy efficiency of thermal power equipment*. https://www.shanghai-electric.com/group_en/c/2021-06-29/560413.shtml
- Shen, J., Wang, N., Wan, Z., Luo, Y., Sato, T., Hu, Z., Zhang, X., Guo, S., Zhong, Z., & Li, K. (2022). Sok : On the semantic AI security in autonomous driving. *arXiv Preprint*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.05314>
- Siemens. (2023). *Predictive maintenance is about more than algorithms* (numéro DICS-B10150-00-7600). <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:14e574d1-1c77-41cd-8e96-5a60536f9d2e/dics-b10150-00-7600predictivemaintenanceisaboutmorethanalgorithms-144.pdf>
- Siemens. (2024, 5 février). *Generative artificial intelligence takes Siemens' predictive maintenance solution to the next level* [Communiqué de presse]. <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:0d721629-a470-4fd6-b570-5e16762d8a73/HQDIPR202402016856EN.pdf>
- *Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Virtual manufacturing in Industry 4.0 : A review. *Data Science and Management*, 7(1), 47-63. <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2023.10.006>
- Stanko, J., Stec, F., Palkovic, L., Rodina, J., & Rau, D. (2022). Towards Automatic Inventory Checking Using an Autonomous Unmanned Aerial Vehicle. *2022 IEEE 27th International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*, 18. <https://doi.org/10.1109/etfa52439.2022.9921460>
- Statistique Canada. (2022, 13 septembre). *Enquête sur la technologie numérique et l'utilisation d'Internet (ETNUI)*. https://www23.statcan.gc.ca/imdb/p2SV_f.pl?Function=getSurvey&Id=1318258
- Statistique Canada. (2022). *Système de classification des industries de l'Amérique du Nord (SCLAN) 2022, version 1.0*. https://www23.statcan.gc.ca/imdb/p3VD_f.pl?Function=getVD&TVD=1369825
- Steinbauer, G., Kandlhofer, M., Chklovski, T., Heintz, F., & Koenig, S. (2021). A differentiated discussion about AI education K-12. *KI - Künstliche Intelligenz*, 35, 131-137. <https://doi.org/10.1007/s13218-021-00724-8>
- Su, J., Zhong, Y., & Ng, D. T. K. (2022). A meta-review of literature on educational approaches for teaching AI at the K-12 levels in the Asia-Pacific region. *Computers and Education : Artificial Intelligence*, 3, 100065. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100065>
- Szabó-Szentgróti, E., Rámháp, Sz. and Kézai, P.K. (2023). Systematic review of cashierless stores (just walk out stores) revolutionizing the retail. *Management & Marketing*, 18, 427-448. <https://doi.org/10.2478/mmcks-2023-0023>
- Talib, M. A., Nasir, Q., Dakalbab, F., & Saud, H. (2025). Future Aviation Jobs : The Role of Technology in Shaping Skills and Competencies. *Journal of Open Innovation Technology Market and Complexity*, 100517. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100517>
- Teyssier-Roberge, G., Gagnon, J., Tremblay, S., & Hodgetts, H. M. (2025). A quantitative analysis of 21st-century : A case of semantic and psychometric overlap. *International Journal of Selection and Assessment*. <https://doi.org/10.1111/ijsa.70030>
- The Manufacturing Institute. (2022). *Future Skill Needs in Manufacturing : A Deep Dive*. <https://themanufacturinginstitute.org/research/future-skill-needs-in-manufacturing-a-deep-dive/>
- Tremblay, C., Roy, N., Poellhuber, B., Lapierre, H. G., Cuernier, M., & Sénécal, A.-M. (2024). *Intégration de PLA au postsecondaire*. Présentation offerte à la Journée du numérique en éducation et en enseignement supérieur.
- Torres, D., Pimentel, C., & Matias, J. C. O. (2023). Characterization of tasks and skills of workers, middle and top managers in the industry 4.0 context. *Sustainability*, 15(8), 6981. <https://www.mdpi.com/2071-1050/15/8/6981>



- Trottier, M., Oiry, E., Martin, D., Gambs, S., & Thibault-Bellerose, A. (2024). Étendue et enjeux de l'intelligence artificielle dans les emplois professionnels : une perspective pluridisciplinaire. *Ad Machina*, 8(1), 177-199. <https://doi.org/10.1522/radm.no8.1844>
- United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization [UNESCO]. (2021). *Recommandation sur l'éthique de l'intelligence artificielle*. UNESCO. Paris : France. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137_fre
- Valorem Reply. (2021). *Chatbots in retail : state of the industry and success stories*.
- Vandana, B., Ramesh, A., & Sekhar, C. R. (2023). Enhancing road safety of intercity public transport along key corridors through driver monitoring system and alert analysis. Dans *International Conference on Transportation System Engineering and Management* (pp. 119-140). Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-97-6075-6_8
- *Venkatesh, A. N. (2018). Industry 4.0 : Reimagining the future of workplace (Five business case applications of artificial intelligence, machine learning, robots, virtual reality in five different industries). *International Journal of Engineering, Business and Enterprise Applications*, 26, 5–8. <https://ssrn.com/abstract=3303732>
- Ville de Québec. (2024). *La techno fait son chemin jusque dans nos déplacements*. Blogue #AccentLocal. <https://blogue.ville.quebec.qc.ca/decouvrir/la-techno-dans-nos-deplacements/>
- Vuorikari, R., Kluzer, S., & Punie, Y. (2022). *DigComp 2.2, the Digital Competence framework for citizens : With new examples of knowledge, skills and attitudes*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2760/115376>
- Walraven, E., Spruijtenburg, D., Wilmink, I., & Schreuder, M. (2021). *Artificial intelligence and traffic management : Current and future applications*. TrafficQuest.
- *Wangoo, D. P. (2020). Intelligent software mining with business intelligence tools for automation of micro services in SOA : A use case for analytics. *2020 7th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, New Delhi, India, pp. 98-101. <https://doi.org/10.23919/INDIACom49435.2020.9083682>
- Wawrla, L., Maghazei, O., & Netland, T. H. (2019). *Applications of drones in warehouse operations* [Whitepaper]. ETH Zurich, D-MTEC, Chair of Production and Operations Management. https://ethz.ch/content/dam/ethz/special-interest/mtec/pom-dam/documents/Drones%20in%20warehouse%20opeations_POM%20whitepaper%202019_Final.pdf
- Wellener, P., Shepley, S., Dollar, B., Laaper, S., Manolian, H. A., & Beckoff, D. (2019). *Deloitte and MAPI Smart Factory Study*. Deloitte Insights. https://www2.deloitte.com/content/dam/insights/us/articles/6276_2019-Deloitte-and-MAPI-Smart-Factory-Study/DI_2019-Deloitte-and-MAPI-Smart-Factory-Study.pdf
- Whitfield, S., & Hofmann, M. A. (2023). Elicit : AI literature review research assistant. *Public Services Quarterly*, 19(3), 201-207. <https://doi.org/10.1080/15228959.2023.2224125>
- Wohlin, C. (2014). Guidelines for snowballing in systematic literature studies and a replication in software engineering. Dans *Proceedings of the 18th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering, London, England, United Kingdom*. <https://doi.org/10.1145/2601248.2601268>
- Woods, R., Doherty, O., & Stephens, S. (2022). Technology driven change in the retail sector : Implications for higher education. *Industry and Higher Education*, 36(2), 128-137. <https://doi.org/10.1177/09504222211009180>

Annexe A

Tableau A1

**Présentation des détails de la recherche
d'articles empiriques et de recensions systématiques
sur la base de données IEEE Explore, réalisée comme étape préliminaire de cette revue**

Années	Mots-clés
2018-2025	((("All Metadata":industry 4.0) AND ("Abstract":artificial intelligence OR "Abstract":machine learning OR "Abstract":deep learning OR "Abstract":data science OR "Abstract":predictive analytics OR "Abstract":computer vision) AND ("Document Title":retailing OR "Document Title":business OR "Document Title":marketing OR "Document Title":manufacturing OR "Document Title":transportation OR "Document Title":vehicles OR "Document Title":ships OR "Document Title":warehouse OR "Document Title":aviation OR "Document Title":accounting OR "Document Title":advertising OR "Document Title":legal services OR "Document Title":engineering OR "Document Title":design OR "Document Title":architecture))

Note : La recherche a été effectuée en date du 16 septembre 2025

Tableau A2

**Présentation des détails de la recherche d'articles
empiriques et de recensions systématiques sur la base de données
Google Scholar, réalisée comme étape préliminaire de cette revue**

Années	Mots-clés
2018-2025	Allintitle: "industry 4.0" "artificial intelligence" "machine learning" "deep learning" "data science" "predictive analytics" "computer vision" "retailing" "business" "marketing" "manufacturing" "transportation" "vehicles" "ships" "warehouse" "aviation" "accounting" "advertising" "legal services" "engineering" "design" "architecture"

Annexe B

Tableau B1
Présentation d'exemples de technologies d'IA utilisées
dans les différents secteurs d'activité clés de l'industrie et
analyse de leurs applications, usages et bénéfices pour les entreprises

Secteur	Application de PIA	Technologie	Catégorie d'application	Référence litt. scientifique	Exemple de compagnie	Cas d'usage	Bénéfices	Référence du cas d'usage
Manufacturier	Assemblage de produits	Apprentissage automatique	Robotique industrielle	Dash et al., 2019	Mitsubishi Electric	Optimisation des mouvements des machines en temps réel	Réduction du temps de production	Mitsubishi Electric, 2019
			Jumeau numérique	Delgado-Bellamy et al., 2024; Soori et al., 2024	Siemens (<i>Siemens-Festo Cyber-Physical Factory</i>)	Navigation dans une manufacture simulée virtuellement	Apprentissage de l'interaction avec des systèmes	Festo, s.d.
				Lajoie et al., 2023	APN Global	Amélioration des approches de processus pour échantillonnage	Analyse de scénarios <i>what-if</i>	
	Optimisation des processus	Apprentissage profond et vision par ordinateur	Contrôle de la qualité	Soori et al., 2024	BMW	Élimination des pseudo-défauts sur la carrosserie des véhicules	Réduction des erreurs d'inspection, gain de temps et amélioration de la qualité de la production	BMW Group, 2019
					Audi	Identification des défauts sur les composants		Brosset et al., 2019
					Micron			Micron, s.d.
		Apprentissage automatique	Maintenance prédictive	Cachada et al., 2018; Venkatesh, 2018; Ayub, 2025	Siemens (<i>Senseye Predictive Maintenance</i>)	Détection précoce des anomalies liées aux machines	Réduction des pannes	Siemens, 2023
		IA générative						Siemens, 2024
		Apprentissage profond	Efficacité énergétique	Li et al., 2024	Shanghai Electric	Optimiser la combustion des générateurs d'énergie thermique	Diminution de la consommation de carburant	Shanghai Electric, 2021
	Gestion et planification de la chaîne d'approvisionnement	Apprentissage automatique	Prédiction de la demande	Kumar et al., 2024	Danone	Anticipation de la demande et ajustement de la production et de la distribution	Réduction des erreurs de prévision et des ventes perdues	Brosset et al., 2019
					L'Oréal			

Secteur	Application de l'IA	Technologie	Catégorie d'application	Référence litt. scientifique	Exemple de compagnie	Cas d'usage	Bénéfices	Référence du cas d'usage
Transport et entreposage	Système de conduite autonome	Apprentissage automatique et vision par ordinateur	Perception de l'environnement du véhicule et analyse des données en temps réel	Lazarus et al., 2024	Waymo	Prise de décision en temps réel pour les véhicules autonomes	Augmentation de la sécurité et de l'accessibilité aux transports	Jones et al., 2020
					Tesla			
				Peng et al., 2020	Baidu (<i>Apollo</i>)			
	Technologies de vision par ordinateur qui évaluent la concentration du conducteur	Apprentissage automatique et vision par ordinateur	Système de télématique vidéo	Marois et al., 2023; Vandana et al., 2023	<i>Cipia-FS10</i>	Surveillance du comportement du conducteur en temps réel	Amélioration de la sécurité	Cipia, s.d.
	Gestion des entrepôts et de la chaîne d'approvisionnement	Apprentissage profond et vision par ordinateur	Reconnaissance d'images avancée (p.ex., détection d'obstacles et reconnaissance d'objets) des véhicules autonomes	Stanko et al., 2022	Infinium Robotics	Automatisation de la gestion des stocks	Amélioration de la sécurité des travailleurs, de l'efficacité opérationnelle et de la performance financière	Infinium Robotics, s.d.; Wawrla et al., 2019
Optimisation des itinéraires d'expédition et de livraison	Apprentissage automatique (par renforcement)	Prédiction de la densité du trafic et contrôle des feux de circulation en temps réel	Lee, 2023	Surtrac	Contrôle des feux de circulation en temps réel	Amélioration de la fluidité du trafic	Ville de Québec, 2023; Walraven et al., 2021	
				VivaCity				
				Google				
Commerce de détail	Service aux clients	Traitement du langage naturel	Agent conversationnel	Kundu et al., 2023	Décathlon	Aide à la navigation et proposition de suggestions	Augmenter les ventes et l'engagement des clients	Valorem Reply, 2021
					Tesco			
					Burberry			
					Tommy Hilfiger			
	Acquisition de clients	Apprentissage profond et IA générative	Marketing personnalisé	Huang & Rust, 2021	Ebay (<i>Phrasee</i>)	Génération de courriels publicitaires personnalisés	Augmentation du taux de clic	Malm, 2020; Phrasee, s.d.
					Amazon	Recommandations personnalisées		Levine, 2024
		Apprentissage profond et traitement du langage naturel			Harley-Davidson (<i>Albert</i>)	Personnalisation des campagnes publicitaires digitales	Augmentation des ventes	Business Wire, 2016
Fidélisation des clients	Apprentissage automatique	Optimisation des prix en fonction de la demande	Awais, 2024	Amazon	Tarifification dynamique des produits	Tarifification et offres personnalisées	Kundu et al., 2023	



Secteur	Application de l'IA	Technologie	Catégorie d'application	Référence litt. scientifique	Exemple de compagnie	Cas d'usage	Bénéfices	Référence du cas d'usage
	Efficacité opérationnelle	Apprentissage automatique	Prévision de la demande des clients	Kolková & Ključnikov, 2022	Fujitsu	Anticipation des demandes des clients	Optimisation de la gestion des stocks, réduction des pertes alimentaires et amélioration de la gestion énergétique	Fujitsu, 2023
		Apprentissage profond et vision par ordinateur	Magasinage sans caisse	Szabó-Szentgróti et al., 2023	Amazon (<i>Dash Cart, Just Walk Out</i>)	Suivi des interactions des clients et identification des articles pris en rayon	Augmentation de la fluidité de l'expérience d'achat et gain de temps	Kundu et al., 2023
	Efficacité juridique	Se référer à la ligne « professions juridiques et de comptabilité »						
Services professionnels	Professions juridiques et de comptabilité	Traitement du langage naturel et apprentissage automatique	Comptabilité et finance	Ng & Alarcon, 2021; Rahim & Chishti, 2024	Deloitte (<i>Argus</i>)	Extraction des informations comptables de documents électroniques	Gain de temps et de performance	Davenport, 2016
		Systèmes experts			Nolan Business Solutions (<i>Advanced Bank Reconciliation</i>)	Automatisation du rapprochement bancaire		Nolan Business Solutions, s.d.
		Chaîne de blocs (<i>blockchain</i>) et cryptomonnaie			Cardano	Sécurisation des transactions		Cardano, s.d.
		Apprentissage automatique et traitement du langage naturel	Lexis+ AI		Analyse de documents et aide à la rédaction	Gain de temps et assistanat juridique		Lexis Nexis, 2024
	IA générative	Juridique		Akiner et al., 2023; Balzarini & Favart, 2022				
	Services de marketing et de publicité	Se référer à la ligne « acquisition de clients »						
	Recherche et développement scientifiques	Traitement du langage naturel	Aide à la recherche	Kung, 2023; Whitfield & Hofmann, 2023	<i>Elicit</i>	Extraction des informations d'une étude	Gain de temps et amélioration de l'efficacité des recherches	Elicit, s.d.
		Apprentissage profond (et autres)	Développement de produits	Besiroglu et al., 2024; Dash et al., 2019	Intel	Validation des produits en phase de conception	Réduction des coûts et amélioration du temps de mise sur le marché	Intel, 2018
Gestion d'entreprise	Apprentissage automatique, apprentissage profond et IA générative	Analyse de données d'entreprises	Wangoo, 2020	SAP (<i>SAP Business Objects</i>)	Analyse en temps réel et visualisation des objectifs d'entreprise et de leur atteinte	Offre des rapports et prédictions pour soutenir les décisions managériales	SAP, s.d.	