

AVRIL 2026

CAHIER DE PROSPECTIVE DE L'IWEPS

N° 11

Les effets potentiels de l'intelligence artificielle :
entre promesses et défis -
Avec un focus sur les emplois wallons exposés à l'IA

RÉSUMÉ

L'intelligence artificielle (IA) est présentée comme une révolution technologique majeure comparable aux plus grandes innovations du passé, rendue possible par les progrès du *big data* et de la puissance de calcul. Elle constitue un moteur-clé de l'innovation, et l'automatisation intelligente pourrait générer d'importants gains de productivité.

Cependant, un paradoxe de productivité persiste, la croissance de celle-ci restant modérée dans de nombreux pays industrialisés. Ce décalage peut s'expliquer par les délais d'adoption de l'IA et les transformations organisationnelles qu'elle impose. Si certaines études montrent des effets positifs sur la productivité individuelle, son impact global sur la croissance demeure difficile à mesurer.

L'IA est sur le point de transformer profondément le marché du travail en modifiant la nature des emplois, avec à la fois des destructions et des créations de postes. Contrairement aux révolutions technologiques précédentes, elle touche désormais des tâches cognitives complexes, menaçant aussi les emplois

qualifiés et accentuant les inégalités de compétences. Ainsi, pas loin de six emplois wallons sur dix, dont 40% correspondent à des professions intellectuelles, scientifiques et artistiques, seraient actuellement exposés à l'IA et notamment à sa nature générative.

Face à ces défis, la formation et la requalification des travailleurs et travailleuses deviennent des thématiques essentielles. Les bénéfices économiques de l'IA tendent en outre à se concentrer dans quelques pays et grandes entreprises, renforçant ainsi les disparités économiques et géographiques.

Enfin, le développement de l'IA soulève de nombreux enjeux majeurs en matière de régulation économique et éthique, comme la transparence des systèmes, la protection des données, l'ajustement de la fiscalité et la gouvernance. La pleine réalisation de son potentiel économique dépendra d'une coordination étroite entre innovations, transformation sociale et régulation responsable, garantissant un développement durable et inclusif.

COLOPHON

Auteur : **Frédéric Verschueren** (IWEPS)

Édition : **Evelyne Istace** (IWEPS)

Création graphique : **Deligraph**
<http://deligraph.com>

Dépôt légal : D/2026/10158/02

Ces travaux ne reflètent pas la position de l'IWEPS et n'engagent que leurs auteurs.

Reproduction autorisée, sauf à des fins commerciales, moyennant mention de la source.

IWEPS

Institut wallon de l'évaluation, de la
prospective et de la statistique

Route de Louvain-La-Neuve, 2
5001 NAMUR

Tel : 081 46 84 11

<http://www.iweps.be>

info@iweps.be

Remerciements

L'auteur tient à remercier Sébastien Brunet, Frédéric Claisse, Paul-Louis Colon, Matthieu Delpierre, Jean-Luc Guyot, Hélène Raymond et Rafaël Ritondo pour leur relecture attentive et leurs précieux commentaires et suggestions, ainsi que la cellule Communication de l'IWEPS pour la prise en charge de la finalisation de la publication.

Dans ce rapport, les termes sont employés dans leur sens épiciène de sorte qu'ils désignent toute femme, tout homme, toute personne quel que soit le genre que cette dernière s'assigne.

Table des matières

Remerciements.....	3
1. Introduction.....	7
2. Comprendre l'intelligence artificielle et son émergence.....	9
2.1. Définition et typologie.....	9
2.2. Bref historique et développement technologique.....	10
2.2.1. Quelques grandes étapes liées à l'IA.....	10
2.2.2. Deux ruptures technologiques récentes.....	11
2.2.3. Écosystème technologique et acteurs clés.....	11
2.3. L'IA comme moteur de transformation économique.....	12
2.3.1. Pourquoi l'IA intéresse-t-elle les économistes ?.....	12
2.3.2. Premières applications sectorielles marquantes.....	12
2.3.3. Des effets systémiques attendus ?.....	13
3. Estimation des emplois wallons exposés à l'IA.....	15
3.1. Nécessité d'un cadre empirique robuste.....	15
3.2. Présentation de la méthodologie.....	15
3.2.1. Lier les progrès de l'IA aux aptitudes professionnelles.....	16
3.2.2. Mesure systématique de l'exposition professionnelle.....	17
3.2.3. Ciblage sur les technologies IA génératives.....	18
3.3. Hypothèses statistiques.....	19
3.3.1. Conversion des nomenclatures.....	19
3.3.2. Intensité d'exposition professionnelle à l'IA et emplois exposés.....	21
3.4. Principaux résultats.....	22
4. L'impact attendu sur la productivité et la croissance.....	29
4.1. Les effets théoriques.....	29
4.1.1. Des effets bénéfiques attendus sur la croissance et l'innovation.....	29
4.1.2. Des contraintes d'implémentation et de réorganisation.....	30
4.2. L'effet productivité sur le plan microéconomique.....	30
4.2.1. L'IA va-t-elle changer la donne ?.....	30
4.2.2. L'IA au service de la performance individuelle.....	31
4.2.3. L'IA ne semble pas profiter à toutes les entreprises.....	31
4.3. Gains de productivité agrégés et croissance économique.....	32
4.3.1. À nouveau, un paradoxe de productivité.....	32
4.3.2. Trop peu d'évaluations macroéconomiques robustes.....	33

5. Emploi, travail et inégalités : quelles tensions?	35
5.1. Dynamiques de transformation de l'emploi à court et long terme.....	35
5.1.1 IA et emploi : un impact encore limité.....	35
5.1.2 Diffusion lente de l'IA et transformation progressive des profils.....	36
5.1.3 Exposition à l'IA, substitution et complémentarité.....	36
5.1.4 L'humain garde de nombreux avantages par rapport à l'IA.....	37
5.1.5 Un processus dynamique de destruction créatrice.....	38
5.1.6 Un progrès technique historiquement biaisé en faveur des qualifiés.....	38
5.1.7 L'intelligence artificielle : une rupture dans cette dynamique historique.....	39
5.1.8 L'impact différencié de l'IA sur les professions qualifiées.....	39
5.2. Requalification et adaptation des compétences.....	40
5.2.1 Nécessité de formation continue et apprentissage tout au long de la vie.....	40
5.2.2 Rôle des systèmes éducatifs.....	41
5.2.3 Politiques publiques et reconversion professionnelle.....	41
5.2.4 Inégalités d'accès à la formation et risques de fracture sociale.....	41
5.3. Inégalités économiques, sociales et géographiques.....	42
5.3.1 Concentration des bénéfices : grandes entreprises et zones technologiques.....	42
5.3.2 Risques de fracture technologique entre pays industrialisés et en développement.....	42
5.3.3 Inégalités internes : revenus et accès à la formation.....	42
5.3.4 Vers une responsabilité sociale et économique partagée.....	43
6. Perspectives et enjeux de régulation économique	45
6.1. Scénarios d'évolution économique à moyen et long terme.....	45
6.1.1 IA générative, IA embarquée et IA collaborative.....	45
6.1.2 Scénarios optimistes vs pessimistes.....	45
6.2. Rôle de la régulation et des politiques économiques.....	46
6.2.1 Fiscalité, marché du travail et protection des données.....	46
6.2.2 IA éthique et durable.....	47
6.3. Nécessité d'une gouvernance mondiale de l'IA.....	48
6.3.1 Coopération internationale et régulation globale.....	48
6.3.2 Place des pays en développement.....	48
7. Conclusions et première lecture prospective	50
7.1. Que retenir de l'étude ?.....	50
7.1.1 Un potentiel de croissance, mais des difficultés de mise en œuvre.....	50
7.1.2 Une photographie des emplois wallons exposés à l'IA.....	50
7.1.3 Des effets contrastés sur la productivité et la croissance économique.....	51
7.1.4 Des transformations profondes du marché du travail et des inégalités.....	52

7.1.5	Gouvernance, régulation et enjeux éthiques : vers une IA responsable.....	52
7.1.6	Enjeux et recommandations.....	53
7.2.	Synthèse des facteurs de changement identifiés dans l'étude.....	53
8.	Bibliographie.....	56
9.	Annexe.....	63

1. Introduction

L'été 2025 a vu se multiplier de gros titres alarmistes autour d'une liste de métiers qui seraient menacés par l'intelligence artificielle (IA). Ces annonces peuvent être interprétées comme des signaux médiatiques amplifiant des signaux faibles observés dans les usages professionnels. Ainsi, selon une étude de *Microsoft* sur l'usage de *Copilot*, les professions les plus vulnérables seraient aussi diverses que les traducteurs, les historiens, les agents de bord ou les opérateurs de centres d'appels (Tomlinson *et al.*, 2025).

D'autres analyses publiées au même moment ont nuancé ces projections inquiétantes. Ainsi, le baromètre global de *PricewaterhouseCoopers* suggère que l'IA génère déjà des gains significatifs de productivité et des primes salariales pour les travailleurs qui développent des compétences adaptées¹. L'Organisation internationale du travail (OIT) souligne, quant à elle, que l'IA transforme surtout les tâches plutôt que les métiers entiers, tout en alertant sur la vulnérabilité particulière des emplois administratifs, majoritairement féminisés².

Ces publications traduisent une situation d'incertitude critique où coexistent plusieurs futurs possibles quant aux effets distributifs et sectoriels de l'IA. Elles illustrent son double visage : technologie à la fois porteuse de croissance et génératrice d'inégalités. Dans une perspective systémique, elle peut être considérée comme une « variable motrice³ » susceptible de reconfigurer en profondeur les régimes sociotechniques existants.

Reconnue comme une technologie d'usage général comparable à la machine à vapeur ou à l'informatique et internet (OECD, 2023a), l'IA semble avoir le potentiel d'améliorer durablement la productivité et le niveau de vie, tout en posant des défis majeurs : destruction ou transformation des emplois, concentration des bénéfices, risques éthiques et besoin de régulation internationale. Elle s'inscrit ainsi dans une tendance lourde de numérisation avancée des économies, tout en ouvrant la possibilité de ruptures technologiques et organisationnelles. Comment garantir la transparence des algorithmes, protéger la vie privée des individus, éviter les biais discriminatoires et encadrer les usages potentiellement dangereux ? Ces interrogations renvoient à des bifurcations potentielles en matière de gouvernance et de régulation, dont les choix présents orienteront les trajectoires futures.

Face à ces incertitudes, le présent Cahier de Prospective de l'IWEPS propose de réaliser un balisage des effets potentiels de l'IA, en croisant des approches économiques, technologiques, sociales et politiques. Il vise plus spécifiquement à éclairer le lecteur sur les impacts à attendre de l'IA sur la productivité, la croissance, l'emploi et la distribution des richesses, en identifiant pour ces thématiques des grands facteurs de changement⁴. Il présente également une application empirique quant aux professions et emplois actuellement exposés à l'IA en Wallonie.

Cette étude n'a toutefois qu'une visée exploratoire – discuter de points d'attention – essentiellement basée sur une revue de la littérature replacée dans le temps long⁵. Elle ne prétend nullement fournir un diagnostic stratégique et exhaustif relatif à l'intelligence artificielle ni élaborer des scénarios contrastés⁶. Un tel diagnostic – qui aboutirait à une identification de futurs possibles – nécessiterait

¹ Voir <https://www.pwc.com/gx/en/issues/artificial-intelligence/job-barometer/2025/report.pdf>

² Voir https://www.ilo.org/sites/default/files/2025-05/BRIEF_French_AI_and_Jobs_2025_19mai_2.pdf

³ Pour une présentation des principaux concepts et notions relatifs à la prospective, voir le FAQ de l'IWEPS : https://www.iweps.be/faq_prospective/

⁴ Il s'agit d'une méthode de classification prospective de l'information autour de six grands types de facteurs de changement, voir Kuosa (2016).

⁵ D'où les nombreuses comparaisons et interactions avec la phase de robotisation et d'automatisation qui l'a précédée.

⁶ L'IWEPS a réalisé un tel diagnostic stratégique dans le cadre de la digitalisation de l'économie wallonne, voir Albessart *et al.*, 2018.

d'appliquer une démarche prospective complète, fondée sur la co-construction de scénarios contrastés, à laquelle seraient associés des acteurs concernés de près par l'IA en Wallonie.

Le Cahier se déploiera en six chapitres : (1) une présentation des bases conceptuelles et historiques de l'IA, (2) une estimation des emplois wallons actuellement exposés à l'IA, en mobilisant une méthodologie relative aux professions, (3) une analyse des impacts potentiels de l'IA sur la productivité et la croissance, en examinant différents régimes de diffusion technologique, (4) une étude des transformations du marché du travail et des questions de requalification et des inégalités, en identifiant les risques de polarisation et les capacités d'adaptation du système, (5) une exploration des perspectives et des enjeux de régulation et de gouvernance mondiale que génère l'IA et (6) un chapitre de conclusions complété par un tableau de synthèse des facteurs de changement (associés à l'IA) identifiés dans l'étude, qui pourrait servir de base à un exercice ultérieur de scénarisation.

2. Comprendre l'intelligence artificielle et son émergence

Ce deuxième chapitre aborde l'intelligence artificielle en définissant ses concepts clés, ses typologies et méthodes principales, allant de l'IA « faible », spécialisée dans des tâches précises, à l'IA « forte », capable de raisonnements généraux. Il vise à expliciter le paradigme technologique sous-jacent afin de mieux situer l'IA dans une trajectoire longue d'innovation. Il met en lumière les avancées récentes, notamment les modèles d'apprentissage profond et les systèmes génératifs, qui ont transformé la capacité des machines à traiter, à analyser et à produire des informations de manière autonome. Ces évolutions peuvent être interprétées comme des points d'inflexion dans un régime sociotechnique en recomposition.

2.1. DÉFINITION ET TYPOLOGIE

D'après Russell et Norvig (2021), l'intelligence artificielle est un champ d'étude qui vise à créer des systèmes capables d'effectuer des tâches complexes requérant normalement l'intelligence humaine. Ces tâches comprennent entre autres le raisonnement, l'apprentissage, la reconnaissance visuelle, la compréhension du langage naturel et la prise de décision autonome. Cette définition met l'accent sur la reproduction fonctionnelle de capacités humaines, sans préjuger d'une équivalence ontologique.

La Commission européenne (2021) donne une définition plus opérationnelle de l'IA, reflétant une volonté d'encadrement anticipatif de ses usages technologiques. Ainsi, elle la définit comme tout système basé sur une machine, conçu pour fonctionner avec différents niveaux d'autonomie, et qui peut s'adapter après son déploiement. Un système d'IA, selon des objectifs explicites ou implicites, traite les données qu'il reçoit afin de générer des prédictions, du contenu, des recommandations ou des décisions susceptibles d'influencer des environnements physiques et virtuels.

Ces systèmes peuvent par exemple inclure des algorithmes d'apprentissage automatique, des techniques logiques ou à base de connaissance, ou des réseaux de neurones. Leur développement et leur usage sont encadrés par l'« *AI Act* » de la Commission européenne, qui distingue les systèmes selon leur niveau de risque – inacceptable, élevé, limité, ou minimal – et fixe des obligations en matière de transparence, de sécurité et de supervision humaine. L'encadrement réglementaire de l'IA constitue un indicateur de sa montée en régime dans l'agenda politique européen.

Une distinction fondamentale est faite dans la littérature entre IA « faible », ou IA « étroite », et IA « forte », ou IA « générale ». L'IA « faible » désigne des systèmes conçus pour réaliser une tâche spécifique sans conscience ni compréhension profonde. Par exemple, un assistant vocal, un système de recommandation ou un logiciel de diagnostic médical relèvent de l'IA dite « faible », c'est-à-dire de systèmes spécialisés dans l'exécution de tâches précises. En revanche, l'IA « forte » représente une intelligence qui présente des similitudes avec celle de l'humain, capable d'apprendre, de raisonner et de comprendre dans des contextes très variés (Russell et Norvig, 2021). Cette distinction structure les imaginaires prospectifs : l'IA « faible » relève d'une dynamique incrémentale tandis que l'IA « forte » renvoie à une hypothèse de rupture majeure.

Bien que Goertzel et Pennachin (2007) estimaient à l'époque que la majorité des applications relèvent encore de l'IA « faible », des progrès considérables ont été réalisés ces dernières années dans le cadre de l'IA « forte ». Ils ont conduit à l'apparition des modèles dits « de fondation », parmi lesquels figurent les modèles *GPT* (ou *Generative Pre-trained Transformer*), connus du grand public depuis la mise en ligne en 2022 de l'application *ChatGPT*. Ces modèles sont capables de générer une réponse unique et détaillée à une demande relative à du contenu textuel, visuel ou encore sonore. Ils

marquent une accélération perçue des capacités de l'IA et alimentent des anticipations de transformation rapide. Les modèles de fondation de dernière génération se situent quelque part entre l'IA « faible » et l'IA « forte », car ils sont capables d'apprendre, de faire du transfert d'apprentissage d'un contexte à un autre, de « comprendre » et créer, sans pour autant pouvoir maîtriser l'ensemble des capacités humaines.

D'après Kiela *et al.* (2021), les systèmes d'IA de reconnaissance d'image ont déjà dépassé les performances humaines à partir de l'année 2015. Concernant l'IA générative, Besiroglu *et al.* (2023) considèrent qu'elle pourrait accélérer le processus d'innovation en facilitant la production de nouvelles hypothèses de recherche, conduisant à ce titre à des « inventions de méthodes d'invention ». Un tel mécanisme suggère une possible dynamique autorenforcée de l'innovation, souvent évoquée dans les scénarios de croissance accélérée.

Le succès de l'IA récente est intimement lié au développement des techniques d'apprentissage automatique (*machine learning*), qui permettent aux machines d'améliorer leurs performances en extrayant des « régularités » dans des bases de données volumineuses. Cette dépendance aux données massives constitue une condition structurante de la trajectoire actuelle de l'IA. On distingue principalement :

- **l'apprentissage supervisé**, où le système est entraîné sur des données étiquetées au préalable par intervention humaine, de sorte que chaque exemple d'entrée est associé à une sortie correcte (Goodfellow *et al.*, 2016). Cette méthode est notamment utilisée pour des tâches telles que la classification d'images, la reconnaissance vocale ou la prédiction ;
- **l'apprentissage non supervisé**, où le système doit découvrir seul des structures ou des regroupements (*clustering*) dans des données non étiquetées. L'algorithme apprend ainsi de manière autonome à recouper des informations à partir d'un ensemble de données. Une application potentielle est la segmentation des clients en groupes ou l'identification d'anomalies (Hastie *et al.*, 2009) ;
- **l'apprentissage profond** (*deep learning*), où le système repose sur des réseaux de neurones artificiels à plusieurs niveaux qui prennent des décisions d'une manière comparable au cerveau humain. Ces architectures complexes sont capables d'extraire automatiquement des représentations hiérarchiques des données. Elles ont notamment permis des avancées spectaculaires dans la reconnaissance d'images et de la parole (LeCun *et al.*, 2015).

2.2. BREF HISTORIQUE ET DÉVELOPPEMENT TECHNOLOGIQUE

2.2.1. Quelques grandes étapes liées à l'IA

L'histoire de l'intelligence artificielle est jalonnée par des avancées majeures, des périodes d'enthousiasme et d'autres de désenchantement, qui ont profondément influencé son développement économique et technologique. Ces cycles illustrent une dynamique non linéaire d'évolution, typique des technologies émergentes.

Le concept d'une « machine pensante » remonte aux années 1940 et 1950. Alan Turing, considéré comme l'un des pères de l'informatique moderne, en a posé les fondements avec son article « *Computing Machinery and Intelligence* », où il propose ce qu'on appellera plus tard le test de Turing pour évaluer l'intelligence d'une machine (Turing, 1950)⁷. Mais c'est lors de la conférence de Dartmouth

⁷ Le test de Turing consiste à évaluer la capacité d'une machine à imiter un comportement intelligent en la faisant dialoguer à l'aveugle avec un évaluateur humain. Si celui-ci ne parvient pas à distinguer de manière fiable la machine d'un interlocuteur humain, la machine est réputée avoir réussi le test.

en 1956 que le terme « intelligence artificielle » est formalisé pour la première fois par McCarthy *et al.* (1956), marquant l'acte fondateur d'un nouveau champ scientifique structuré.

Par la suite, les chercheurs ont développé des systèmes basés sur des règles explicites, des programmes experts capables d'exécuter des tâches spécialisées. Ces premiers succès ont cependant été freinés par des contraintes technologiques, comme la complexité croissante des problèmes à résoudre et la limitation des capacités informatiques de l'époque (Nilsson, 1998). Cette phase rappelle que les promesses technologiques peuvent excéder temporairement les capacités réelles, générant des ajustements d'anticipations.

Les années 1980 ont vu l'émergence des réseaux de neurones artificiels, inspirés du fonctionnement biologique du cerveau⁸. Cependant, ce n'est que dans les années 2000, avec l'augmentation exponentielle des données disponibles et des capacités de calcul, que ces réseaux profonds ont vraiment explosé en termes d'efficacité. Cette conjonction de facteurs techniques marque un point de bascule dans la trajectoire de performance de l'IA.

2.2.2. Deux ruptures technologiques récentes

L'accélération récente de l'IA s'explique en grande partie par deux ruptures technologiques majeures :

- **le big data** : la numérisation massive des données à l'échelle mondiale, que ce soit dans les secteurs privés (commerce, réseaux sociaux ou finance) ou publics (santé ou transports), a créé un vivier colossal d'informations brutes. Ces données, accessibles et stockées à grande échelle, fournissent le « carburant » nécessaire pour entraîner les algorithmes d'apprentissage automatique (Chen *et al.*, 2014) ;
- **la puissance de calcul** : l'avènement des unités de traitement graphique (*GPU* en anglais) et des infrastructures *cloud* a révolutionné les capacités informatiques. Les *GPU*, initialement développées pour les jeux vidéo, se sont avérées parfaitement adaptées aux calculs parallèles massifs qui caractérisent les réseaux de neurones profonds. Les services *cloud* permettent quant à eux une mise à l'échelle flexible des ressources, rendant ces technologies accessibles au plus grand nombre (Dean *et al.*, 2012).

La convergence de ces deux dynamiques constitue une configuration sociotechnique favorable, souvent analysée comme une fenêtre d'opportunité pour l'émergence d'innovations de rupture. Ces avancées ont permis la conception de modèles d'IA d'une complexité et d'une précision inédites, capables, par exemple, de traduire instantanément des langues, de reconnaître des images médicales ou de conduire des véhicules autonomes. Elles renforcent l'hypothèse d'un changement d'échelle dans la diffusion des applications, susceptible d'engendrer des effets systémiques.

2.2.3. Écosystème technologique et acteurs clés

Le développement technologique de l'IA s'inscrit également dans un écosystème dynamique. De grandes entreprises technologiques comme *Google*, *Microsoft*, *Amazon*, *Facebook* et *IBM* ont investi massivement dans la recherche et dans l'intégration de l'IA, créant des plateformes et outils accessibles au plus grand nombre. Cette concentration des capacités d'innovation constitue une variable stratégique dans l'évolution du système mondial de l'IA. Par ailleurs, les universités et les centres de recherche publics alimentent aussi l'innovation fondamentale dans le domaine⁹.

⁸ À noter que ce principe avait été conçu dès les années 1950 par Frank Rosenblatt (Rosenblatt, 1962).

⁹ Exemples d'instituts de recherche en Belgique : le FARI (*AI for the Common Good Institute*), porté par la Vrije Universiteit Brussel et l'Université Libre de Bruxelles, et le ACRAI (*Antwerp Center on Responsible AI*) de l'Université d'Anvers.

Cet écosystème favorise un cercle vertueux d'innovation, mais soulève aussi des questions de concentration et de dépendance vis-à-vis de ces grands acteurs, notamment pour les PME ou les pays émergents qui peinent à accéder aux technologies de pointe. De telles dynamiques peuvent influencer la distribution future des gains et la souveraineté technologique des territoires.

2.3. L'IA COMME MOTEUR DE TRANSFORMATION ÉCONOMIQUE

2.3.1. Pourquoi l'IA intéresse-t-elle les économistes ?

L'intelligence artificielle ne se limite pas aux seuls progrès technologiques : elle est aussi considérée comme un puissant levier de transformation économique, suscitant un intérêt marqué par les économistes et par les décideurs politiques. Plusieurs raisons expliquent cette attention croissante.

Tout d'abord, l'IA représente une nouvelle source potentielle de gains de productivité, au cœur des dynamiques de croissance économique. Dans un contexte mondial où les rythmes d'innovation semblent ralentir, les technologies d'IA offrent la perspective d'une « troisième vague » d'automatisation intelligente, capable de dépasser les limites des révolutions industrielles précédentes (Brynjolfsson et McAfee, 2014). En automatisant non seulement les tâches répétitives, mais aussi celles requérant un raisonnement complexe, l'IA promet de reconfigurer les processus productifs à un niveau inédit.

Ensuite, l'IA affecte profondément les modèles d'affaires et les chaînes de valeur, modifiant les structures sectorielles. Comme le soulignent Agrawal *et al.* (2019), elle favorise l'émergence de nouvelles industries, comme les plateformes numériques, les véhicules autonomes ou la santé personnalisée, tout en transformant radicalement les secteurs plus traditionnels.

Enfin, l'IA soulève des questions majeures sur la répartition des richesses, l'emploi et les inégalités, ce qui place son étude au cœur des préoccupations économiques contemporaines (Autor, 2015). Les effets redistributifs potentiels de cette technologie appellent à une analyse fine des mécanismes en jeu.

2.3.2. Premières applications sectorielles marquantes

Quelques exemples permettent d'illustrer comment l'IA est déjà devenue un moteur de transformation dans l'économie réelle, tant dans les activités marchandes que non marchandes :

- secteur de la **finance** : les algorithmes d'IA sont largement utilisés pour le *trading* haute fréquence, la gestion des risques, la détection de fraudes et la prédiction de la solvabilité d'un emprunteur. Ces applications permettent ainsi une réactivité accrue et une meilleure gestion des incertitudes (Feng *et al.* 2019 ; Dixon *et al.*, 2020) ;
- **industrie** : l'IA favorise la maintenance prédictive, la robotique avancée et l'optimisation des chaînes logistiques¹⁰. Par exemple, *General Electric* utilise des modèles d'IA pour anticiper les pannes de ses turbines, réduisant ainsi les coûts opérationnels (Lee *et al.*, 2016 ; Manyika *et al.*, 2017a) ;
- secteur des **services** : dans la relation client, les agents conversationnels (ou *chatbots*) et autres assistants virtuels améliorent la rapidité et la personnalisation des interactions (Huang et Rust, 2018). Les plateformes de *streaming* ou d'*e-commerce* exploitent l'IA pour recommander des produits adaptés, augmentant le chiffre d'affaires (Cockburn *et al.*, 2018) ;
- secteur de la **santé** : l'IA aide à analyser des images médicales avec une précision comparable, voire supérieure, à celle des experts humains, et à proposer des protocoles à suivre, ouvrant ainsi la voie à un diagnostic plus rapide et plus fiable. Elle permet aussi d'accélérer la découverte de nouveaux médicaments (Topol, 2019) ;

¹⁰ *I-Care* est un exemple d'entreprise wallonne qui propose ces services de maintenance prédictive.

- secteur de **l'enseignement** : l'IA est par exemple utilisée pour personnaliser les programmes d'apprentissage ou pour créer des évaluations en temps réel (Létourneau *et al.*, 2025).

Ces premiers cas d'usage montrent que l'IA a la capacité d'agir à la fois comme un outil d'amélioration des performances économiques et comme un facteur de changement structurel. Ils constituent ainsi des signaux précurseurs d'éventuelles recombinaisons plus larges.

2.3.3. Des effets systémiques attendus ?

Au-delà de ces applications sectorielles, l'IA est susceptible de générer des effets systémiques à grande échelle. Elle pourrait grandement renforcer la productivité globale des économies, stimuler l'innovation de produits et de services et modifier les relations entre capital et travail. Ces hypothèses renvoient à des scénarios macroéconomiques différenciés, dont l'issue dépendra de multiples variables institutionnelles et organisationnelles.

Les économistes envisagent plusieurs mécanismes :

- **la substitution technologique** : remplacement de certaines tâches humaines (cognitives ou non) par des machines plus efficaces ;
- **la complémentarité** : augmentation de la productivité des travailleurs grâce à des outils d'IA augmentant leurs capacités ;
- **l'innovation de rupture** : création de nouveaux marchés et secteurs économiques jusque-là inexistants.

L'articulation concrète entre ces mécanismes constitue une incertitude centrale pour la trajectoire future des économies. Ces transformations sont de nature à entraîner des ajustements importants dans les structures de l'emploi et de la production, avec des effets différenciés selon les pays, les secteurs et les catégories socioprofessionnelles. Qu'en est-il spécifiquement pour la Wallonie, notamment en termes d'emplois actuellement exposés à l'IA ? Cette question est abordée dans le chapitre suivant.

Encadré n° 1 : Facteurs de changement identifiés

Ce chapitre a mis en évidence une tension structurante : l'IA est à la fois une technologie de rupture aux effets systémiques potentiels majeurs et un processus encore dépendant de conditions d'implémentation, d'écosystèmes et de régulations qui en freinent ou en orientent l'impact.

Tendances lourdes et éléments de blocage

Le chapitre 2 fait ressortir une tendance lourde à la montée en puissance de l'IA comme technologie d'usage général, comparable aux grandes révolutions industrielles passées. L'essor des modèles génératifs, tels que ceux popularisés par *ChatGPT*, et l'accélération de l'apprentissage profond traduisent une extension rapide des capacités des machines à traiter des tâches cognitives complexes. L'IA s'inscrit désormais dans un écosystème structuré autour du *big data*, des infrastructures *cloud* et des *GPU*, ce qui renforce sa diffusion dans de multiples secteurs (finance, industrie, santé, services, éducation, etc.). Par ailleurs, son encadrement par des dispositifs comme l'« *AI Act* » de la Commission européenne signale une institutionnalisation progressive de la technologie. Toutefois, des blocages persistent : dépendance aux données massives, concentration des ressources dans quelques grandes firmes technologiques, besoins élevés en compétences spécialisées et en investissements complémentaires. La transformation organisationnelle requise ralentit l'intégration effective de l'IA et crée un décalage entre potentiel technologique et effets économiques observables.

Forces motrices

Les forces « *pushing* »¹¹ sont principalement technologiques : explosion des volumes de données, baisse relative des coûts de calcul, progrès rapides du *machine learning* et du *deep learning*, et apparition de modèles de fondation capables de générer du texte, des images ou du code. Ces avancées créent un effet d'entraînement scientifique et industriel, renforcé par les investissements massifs d'acteurs comme *Google*, *Microsoft* ou *Amazon*. Les forces « *pulling* » relèvent quant à elles de la demande économique et sociale : recherche de gains de productivité, optimisation des chaînes de valeur, amélioration de la prise de décision, personnalisation des services ou réponse aux pénuries de main-d'œuvre qualifiée. Les économistes s'y intéressent en raison de son potentiel d'augmentation de la productivité totale des facteurs et de création de nouveaux marchés. Enfin, les attentes politiques en matière de compétitivité, de souveraineté numérique et d'innovation jouent également un rôle d'attraction puissant, accélérant les stratégies nationales et européennes autour de l'IA.

Signaux faibles

Parmi les signaux faibles confirmant la tendance, on observe le dépassement des performances humaines dans certaines tâches spécifiques, par exemple en reconnaissance d'images, et l'intégration croissante de l'IA dans des secteurs non technologiques, comme l'éducation ou la santé. L'idée d'« invention de méthodes d'invention » suggère un potentiel autoaccélérateur de l'innovation. Toutefois, des signaux contradictoires apparaissent également. Ainsi, la dépendance à quelques grands acteurs mondiaux laisse présager des risques de concentration excessive, de dépendance stratégique pour les PME et les pays moins avancés, ainsi que d'érosion de la souveraineté numérique des États. De plus, la distinction persistante entre IA « faible » et IA « forte » rappelle que l'intelligence artificielle générale – qui égalerait ou surpasserait les capacités humaines dans tous les domaines – reste largement spéculative. Enfin, le besoin d'un encadrement réglementaire strict (transparence, supervision humaine et gestion des risques) signale que le développement de l'IA n'est pas linéaire, ni purement technologique : il dépendra d'arbitrages éthiques, politiques et institutionnels susceptibles d'en freiner ou d'en réorienter la trajectoire.

¹¹ Les forces motrices « *pushing* » sont des forces qui poussent le changement depuis l'offre ou l'environnement, au contraire des forces motrices « *pulling* » qui sont des forces tirées par la demande, les besoins ou les aspirations des acteurs.

3. Estimation des emplois wallons exposés à l'IA

Ce troisième chapitre propose un éclairage empirique – une photographie statistique – sur les emplois exposés à l'intelligence artificielle en Wallonie. Il constitue une première étape d'objectivation destinée à alimenter une analyse prospective plus large. Il s'intéresse plus spécifiquement aux emplois **actuellement** exposés à cette technologie et non à ceux potentiellement à risque de substitution ou de complémentarité.

Ce choix méthodologique revient à circonscrire le périmètre de l'analyse à l'état présent du système socio-économique, sans préjuger des trajectoires futures. Ancré dans une perspective régionale, son principal intérêt est de permettre une illustration quantitative de certains débats actuels contradictoires quant à l'impact de l'IA sur l'emploi, en fournissant une base factuelle à partir de laquelle pourraient être discutés différents scénarios d'évolution.

3.1. NÉCESSITÉ D'UN CADRE EMPIRIQUE ROBUSTE

La question des effets de l'intelligence artificielle sur le travail, les compétences et les structures productives est devenue centrale dans les débats académiques, politiques et médiatiques. Elle s'inscrit dans une séquence de transition technologique marquée par de fortes incertitudes quant aux recompositions sectorielles à venir. L'essor rapide des performances de l'IA dans des domaines aussi divers que la vision par ordinateur, le traitement automatique du langage ou le raisonnement symbolique a nourri un ensemble d'analyses parfois contradictoires, oscillant entre discours anxiogènes sur une disparition massive des emplois et visions plus optimistes d'une complémentarité accrue entre humains et machines. Cette polarisation des discours traduit l'existence de représentations concurrentes du futur et de projets d'avenir en tension, révélatrices d'incertitudes critiques. Comment objectiver ce débat ?

Pour répondre à cette question, les travaux d'Edward Felten, Manav Raj et Robert Seamans occupent une place singulière. Ces chercheurs ont proposé un cadre empirique permettant de mesurer de manière systématique l'exposition des compétences humaines – puis des professions, des industries et des territoires – aux progrès observés dans l'IA. Leur démarche peut être interprétée comme un outil d'aide à la décision, visant à réduire l'incertitude informationnelle entourant les effets sectoriels de l'IA. Leur approche, fondée sur des indicateurs observables, tranche avec celles des premières contributions à l'économie du travail sur l'automatisation : plutôt que d'extrapoler des risques futurs à partir des propriétés théoriques des technologies, ils s'appuient sur des mesures rétrospectives des performances effectives de systèmes d'IA dans des applications spécifiques, et les relient ensuite à une taxonomie détaillée des aptitudes et tâches professionnelles.

3.2. PRÉSENTATION DE LA MÉTHODOLOGIE

Afin de familiariser le lecteur avec le principe général de la méthodologie exploitée dans ce chapitre, l'encadré 2 en donne un résumé non technique. Les sous-sections suivantes détaillent la méthodologie sur laquelle repose cette analyse empirique relative aux professions exposées à l'IA.

Encadré n° 2 : Résumé de la méthodologie de Felten, Raj et Seamans

Le principe général de la méthodologie est le suivant : au lieu de se demander si un métier entier va disparaître à cause de l'intelligence artificielle, on examine en détail ce que les personnes font réellement dans leur travail. Un métier est ainsi vu comme un ensemble de compétences ou d'aptitudes, par exemple comprendre un texte, analyser des données, observer des images ou interagir avec des gens. En parallèle, on observe les progrès concrets de l'IA dans différents domaines comme la reconnaissance d'images ou le traitement du langage. L'idée consiste à relier ces deux mondes : quelles compétences humaines ressemblent aux capacités qui progressent le plus en IA ? Si une IA progresse vite dans un domaine proche d'une compétence clé d'un métier, alors ce métier est considéré comme davantage exposé.

Certains métiers mobilisent un grand nombre de compétences variées, d'autres seulement quelques-unes. Il est donc nécessaire d'ajuster la méthodologie pour éviter de surestimer le score d'exposition des métiers simplement parce qu'ils sont plus variés. Cette approche par métiers peut aussi être transposée au niveau des secteurs économiques et au niveau des zones géographiques. Cela permet de voir quelles industries et quels territoires sont les plus concernés par les avancées de l'IA, en fonction des types d'emplois qu'ils concentrent.

Le même raisonnement peut être appliqué aux nouvelles IA dites « génératives », capables de produire du texte ou des images. L'idée reste la même : identifier quelles compétences humaines sont proches de ce que ces systèmes savent faire, puis de mettre en évidence quels métiers utilisent fortement ces compétences. Ainsi, les IA spécialisées dans le langage touchent beaucoup de professions utilisant l'écrit et l'analyse, tandis que celles qui génèrent des images concernent davantage les métiers créatifs visuels. Globalement, la démarche méthodologique permet de comprendre l'impact de l'IA en partant des compétences précises qu'elle imite ou transforme plutôt qu'en raisonnant en termes de métiers pris comme blocs homogènes.

3.2.1. Lier les progrès de l'IA aux aptitudes professionnelles

L'article de Felten *et al.* (2018) constitue le point de départ conceptuel de la démarche. Il s'inscrit dans un contexte intellectuel où plusieurs contributions majeures avaient déjà tenté d'estimer l'impact potentiel de l'automatisation sur l'emploi. L'étude de Frey et Osborne (2017), largement médiatisée, avait ainsi évalué – à partir d'entretiens avec des experts et d'un modèle de classification supervisée – qu'environ 47 % des emplois américains présentaient un risque élevé d'automatisation. En réaction, l'OCDE (Arntz *et al.*, 2016) avait souligné que de telles estimations ne prenaient pas en compte l'hétérogénéité des tâches au sein d'une même profession, et que la proportion d'emplois réellement automatisables était sans doute bien plus faible. Dans le même temps, la littérature empirique sur les robots industriels (Acemoglu et Restrepo, 2020 ; Graetz et Michaels, 2015) avait introduit une vision plus nuancée, montrant tantôt des effets négatifs sur l'emploi local, tantôt des gains de productivité pouvant compenser les pertes d'emplois.

C'est précisément dans ce paysage contrasté que Felten *et al.* (2018) proposent une alternative méthodologique : plutôt que de raisonner selon un modèle binaire (automatisable vs non automatisable), ils adoptent une approche par aptitudes. Cette approche permet d'ouvrir la « boîte noire » des métiers et de mieux saisir les mécanismes fins de transformation. Chaque profession est ainsi décrite comme un portefeuille de 52 aptitudes humaines, qui sont classées dans la base de données américaine *O*NET* en différentes catégories : capacités cognitives, physiques, perceptives, linguistiques, sociales, etc. L'idée est alors de mesurer, pour chacune de ces aptitudes, dans quelle mesure les progrès de l'IA observés entre 2010 et 2015 sont susceptibles d'affecter les tâches humaines correspondantes. On passe ainsi d'une logique de substitution globale à une analyse des microdynamiques de transformation.

La base de données *AI Progress Measurement* de l'*Electronic Frontier Foundation* (EFF) joue ici un rôle crucial. Elle constitue un dispositif de veille technologique permettant d'objectiver les rythmes de progression des capacités de l'IA et compile des scores de performance issus de nombreux *benchmarks*, répartis en une dizaine de catégories d'applications. Par exemple, pour la reconnaissance d'images, l'EFF rassemble des scores sur *CIFAR-10*, *ImageNet*, *STL-10* ou *MSRC21*; pour le langage, elle compile des scores issus de tâches de questions-réponses, d'inférence textuelle, de traduction ou de génération. En ajustant ces scores pour les rendre comparables, puis en estimant pour chaque catégorie la pente moyenne de progression, les auteurs disposent d'une mesure rigoureuse du rythme d'amélioration de l'IA dans chaque domaine. Ces rythmes peuvent être interprétés comme des indicateurs avancés de pression technologique sur certaines aptitudes humaines.

L'étape suivante consiste à relier chaque catégorie d'IA à chacune des 52 aptitudes humaines. Pour établir une matrice de correspondance, les auteurs recourent à une enquête auprès d'étudiants en informatique. Par exemple, les progrès dans la reconnaissance d'images sont fortement corrélés aux aptitudes humaines de perception visuelle; ceux dans le langage naturel le sont aux capacités verbales. Cette matrice constitue un pont conceptuel fondamental entre technologies et compétences. Une fois la matrice établie, les auteurs peuvent calculer une exposition des aptitudes humaines à l'IA, puis agréger cette exposition au niveau des professions dans un score *AIOE* (*Artificial Intelligence Occupation Exposure*) en pondérant par l'importance et la prévalence des aptitudes dans chaque métier. Ce score ne préjuge donc pas d'un effet net sur l'emploi, mais signale un degré d'interaction potentielle entre dynamiques technologiques et structures professionnelles.

3.2.2. Mesure systématique de l'exposition professionnelle

L'article de Felten *et al.* (2021) propose une version nettement plus aboutie et ambitieuse du cadre méthodologique initié trois ans plus tôt. Cette évolution méthodologique peut être lue comme un processus d'apprentissage collectif face à un objet technologique en mutation rapide. Le cœur de l'approche reste identique : mesurer l'exposition des aptitudes humaines aux progrès observés de l'IA, puis agréger ces expositions au niveau des professions. Toutefois, les auteurs introduisent deux extensions majeures.

D'abord, la mesure d'exposition professionnelle est normalisée. Dans l'article de 2018, la somme pondérée des aptitudes d'une profession pouvait être plus ou moins grande selon la diversité des aptitudes mobilisées dans le métier. Felten *et al.* (2021) montrent que cette propriété peut introduire un biais mécanique : les métiers faisant appel à un large éventail d'aptitudes tendent à avoir un score d'exposition plus élevé sans que cela reflète nécessairement une plus grande vulnérabilité ou complémentarité technologique. Pour corriger ce problème, ils divisent l'exposition agrégée d'une profession par le total pondéré des aptitudes qu'elle mobilise. Cette normalisation donne un score d'exposition comparable entre professions, indépendamment de la largeur de leur profil d'aptitudes.

Ensuite, l'article propose deux nouvelles mesures agrégées : l'exposition des secteurs industriels à l'AI (*A/IE*) et celle des territoires (*A/GE*). Ces extensions permettent de passer d'une analyse micro (métiers) à une lecture méso et macro, ouvrant la voie à une cartographie des vulnérabilités et des opportunités territoriales. Ces mesures sont obtenues en combinant les scores d'exposition professionnelle avec les matrices d'emplois « industrie/profession » ou « région/profession ». On obtient ainsi une véritable cartographie de l'exposition à l'IA dans l'économie, outil susceptible d'alimenter des stratégies régionales différenciées selon les profils d'exposition¹².

Les résultats indiquent que les professions hautement qualifiées et intensives en aptitudes cognitives – telles que les ingénieurs, les analystes financiers, les médecins ou les métiers de la recherche

¹² L'ensemble des résultats relatifs aux scores *AIOE* sont disponibles ici : <https://github.com/AIOE-Data/AIOE>

– présentent les scores d'exposition les plus élevés. Ce constat invite à reconsidérer certaines représentations linéaires de l'automatisation centrées sur les seules tâches routinières ou répétitives. Il s'aligne avec la littérature sur l'automatisation des tâches cognitives (Brynjolfsson et Mitchell, 2017) et sur la montée des technologies capables de remplacer ou d'augmenter certaines formes d'expertise spécialisée. L'article met par exemple en contraste les chirurgiens et les médecins : bien que tous deux soient très exposés en valeur absolue, la normalisation par la largeur du portefeuille d'aptitudes implique un score relatif plus élevé pour les médecins.

Au niveau sectoriel, l'article montre que les industries intensives en capital numérique – IT, finance, services professionnels – présentent les expositions les plus élevées. Au niveau territorial, les grandes métropoles comme San Francisco, Boston, New York ou Seattle sont davantage exposées. Cette concentration spatiale de l'exposition suggère des trajectoires différenciées entre territoires, susceptibles d'accentuer certaines dynamiques de polarisation régionale.

3.2.3. Ciblage sur les technologies IA génératives

Felten *et al.* (2023) présentent, quant à eux, une application ciblée du cadre méthodologique normalisé de 2021 aux technologies d'intelligence artificielle générative, en particulier les grands modèles de langage (*LLM*)¹³ et les générateurs d'images¹⁴. Ces technologies, qui ont connu une accélération spectaculaire depuis 2020, ne sont pas de simples extensions des systèmes précédents. Elles introduisent une transformation qualitative en produisant non seulement des classifications ou des prédictions, mais aussi des contenus (textes, images, codes) susceptibles d'entrer en concurrence directe avec certaines aptitudes humaines.

Ici, l'objectif est double : d'une part, évaluer l'exposition relative des professions aux progrès de ces systèmes ; d'autre part, comparer ces expositions entre elles afin de déterminer si certaines technologies génératives touchent des secteurs spécifiques ou des zones du marché du travail distinctes.

S'agissant du langage naturel, les auteurs montrent que les progrès rapides des *LLM* augmentent considérablement l'exposition des professions utilisant des aptitudes verbales, conceptuelles et analytiques. Cette augmentation est d'autant plus frappante que les aptitudes linguistiques sont parmi les plus répandues dans le spectre des professions : 80 % des professions mobilisent des compétences verbales à un niveau élevé ou moyen. De ce fait, l'exposition moyenne au langage naturel est bien supérieure à celle observée pour les autres applications de l'IA dans les articles de 2018 et 2021. En outre, la distribution des expositions n'est pas homogène : certaines professions – notamment les analystes financiers, les rédacteurs techniques, les chercheurs, les juristes, les consultants – se caractérisent par une exposition nettement plus forte que la moyenne. Cela reflète l'importance cruciale des aptitudes linguistiques d'un niveau avancé dans ces métiers et la perturbation potentielle qu'entraîne la montée en puissance des *LLM*.

Pour la génération d'images, les résultats sont quelque peu différents. Bien que les progrès soient rapides, les aptitudes correspondantes – perception visuelle, capacités spatiales, visualisation – sont moins omniprésentes dans les professions. En conséquence, l'exposition moyenne est plus faible et plus concentrée. Les métiers les plus concernés sont ceux du graphisme, du design, de l'architecture, de l'illustration, de la publicité visuelle ou de l'ingénierie curatorielle (sélection et annotation d'images).

Les différentes branches de l'IA générative ne perturbent donc pas les mêmes segments du marché du travail : il est analytiquement nécessaire de distinguer les technologies même au sein d'un sous-ensemble homogène en apparence.

¹³ Par exemple, les modèles de type *GPT*, *PaLM* ou *LlaMA*.

¹⁴ Représentés par des modèles tels que *DALL-E*, *Midjourney* ou *Stable Diffusion*.

Les auteurs de l'article analysent aussi les corrélations entre exposition à l'IA générative et caractéristiques des professions. Ils montrent que l'exposition au langage naturel est positivement associée au niveau d'éducation requis, aux salaires médians et à la présence d'aptitudes analytiques complexes. À l'inverse, l'exposition à la génération d'images n'est pas corrélée à ces paramètres et semble davantage dépendre de la nature créative ou spatiale des tâches. Ce résultat prolonge les travaux en économie du travail sur la polarisation et l'évolution des compétences (Autor *et al.*, 2003; Deming, 2017) tout en y introduisant une nuance technologique importante : il n'existe pas « une » IA qui affecterait de manière uniforme les professions qualifiées, mais bien des familles d'IA, dont les effets sont spécifiques aux aptitudes qu'elles mobilisent.

Un autre avantage de l'approche par aptitude est d'offrir la possibilité de mieux comprendre la dynamique sous-tendant les effets « substitution » et « complémentarité ». Ainsi, les systèmes génératifs de langage peuvent à la fois remplacer certaines tâches (rédaction de synthèses, extraction d'information ou rédaction de brouillons techniques) et compléter d'autres activités nécessitant une expertise humaine (vérification, structuration de problèmes, créativité conceptuelle ou analyses critiques).

3.3. HYPOTHÈSES STATISTIQUES

3.3.1. Conversion des nomenclatures

Pour être applicable au contexte wallon, la méthodologie décrite ci-avant doit être adaptée à différents niveaux.

Les données relatives à l'emploi par profession en Wallonie sont disponibles via l'Enquête sur les forces de travail (EFT). Il n'est toutefois pas possible d'obtenir pour la région des statistiques d'emploi exhaustives à un niveau de désagrégation aussi fin que celui mobilisé dans les travaux de Felden et ses collègues. À ce niveau de détails, les statistiques par profession ne sont pas publiées, car les effectifs observés sont insuffisants pour garantir des résultats représentatifs. Cette contrainte statistique limite la granularité de l'analyse et doit être interprétée comme une source d'incertitude méthodologique.

Les scores d'exposition à l'intelligence artificielle sont, quant à eux, établis selon la nomenclature américaine des professions *SOC* (*Standard Occupational Classification*), à un niveau de quatre digits. En Wallonie, les professions sont cependant classées selon la nomenclature internationale *ISCO* (*International Standard Classification of Occupations*). Il est donc nécessaire de procéder à une retranscription du classement proposé dans la première nomenclature dans la seconde.

Cette opération de correspondance n'est pas toujours univoque : dans certains cas, une profession de la nomenclature américaine correspond à plusieurs professions dans la nomenclature internationale¹⁵ ; dans d'autres, plusieurs professions américaines sont regroupées au sein d'une seule profession selon la classification internationale¹⁶. Certaines hypothèses statistiques ont ainsi dû être formulées. Lorsque plusieurs professions *ISCO* correspondent à une seule profession *SOC*, le score d'exposition associé à cette profession *SOC* est attribué à chacune des professions *ISCO* correspondantes. À l'inverse, lorsque plusieurs professions *SOC* sont regroupées au sein d'une seule profession *ISCO*, le score retenu pour cette dernière correspond à la moyenne des scores d'exposition des

¹⁵ Par exemple, les professions « *Health Diagnosing and Treating Practitioners, All Other (29-1199)* », « *Physical Therapist Assistants (31-2021)* » et « *Massage Therapists (31-9011)* », appartenant à deux familles de professions *SOC*, sont reclassés dans la profession *ISCO* « Techniciens et assistants en physiothérapie (3255) ».

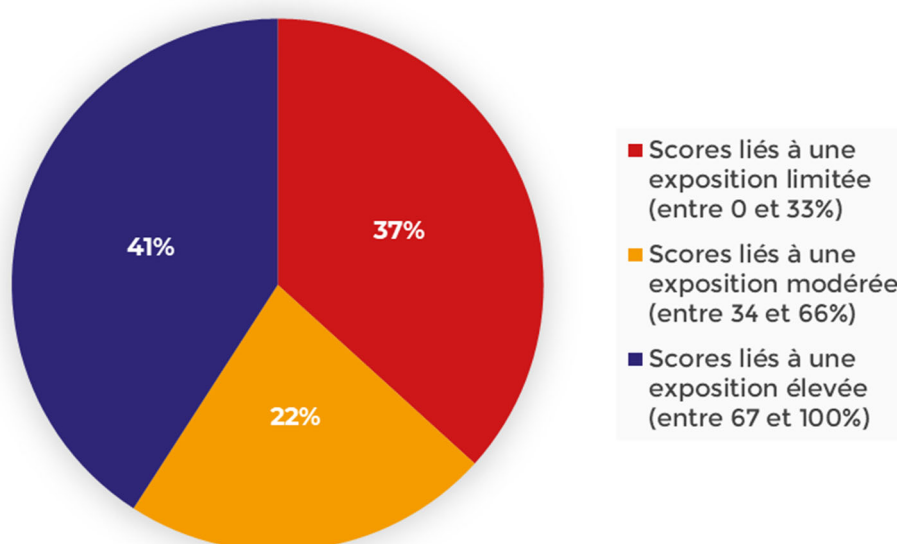
¹⁶ Par exemple, la profession « *Sales and Related Workers, All Other (SOC 41-9099)* » est reclassée dans trois familles de professions *ISCO* : « Agents de services commerciaux non classés ailleurs (3339) », « Prêteurs sur gages et bailleurs de fonds (4213) » et « Vendeurs non classés ailleurs (5249) ».

professions *SOC* concernées. Finalement, les scores obtenus au niveau de chacune des professions *ISCO* sont agrégés par le calcul d'une moyenne.

Le tableau 5 (cf. annexe) présente, pour chacune des neuf grandes familles de professions *ISCO*, les cinq professions les plus exposées à l'IA (selon leur score *AIOE*), ainsi que les cinq professions les moins exposées. Il est donné pour illustrer la variabilité des scores d'exposition dans une même famille de professions.

Le graphique 1 met en évidence une structuration des professions wallonnes en trois groupes d'exposition à l'IA : celles dont le score *AIOE* est élevé (67–100 %) ¹⁷, intermédiaire (34–66 %) et faible (0–33 %). Cette répartition montre qu'un nombre important de professions se situe dans la tranche supérieure, correspondant essentiellement aux métiers mobilisant intensément des aptitudes cognitives, analytiques et verbales. À l'inverse, les professions principalement physiques ou manuelles se concentrent dans la tranche basse. Cette distribution confirme que l'IA actuelle cible prioritairement les tâches informationnelles complexes, en cohérence avec les résultats de Edward Felten *et al.* (2021). Elle suggère moins une automatisation généralisée qu'une polarisation cognitive des expositions, avec des effets de transformation potentiellement différenciés selon les segments du marché du travail.

Graphique 1 : Répartition des scores d'exposition professionnelle à l'IA (scores *AIOE*)



Source : Felten *et al.* (2021) – Calculs : IWEPS

¹⁷ En d'autres termes, plus de deux tiers des compétences importantes dans les professions appartenant à ce groupe ont un fort chevauchement avec des capacités de l'IA.

3.3.2. Intensité d'exposition professionnelle à l'IA et emplois exposés

Deux mesures, construites à partir des scores *AIOE*, sont utilisées pour l'exercice empirique.

La première mesure consiste à calculer, pour chaque grande famille de professions (*ISCO* 1 digit), la moyenne des scores d'exposition des métiers détaillés (*ISCO* 4 digits) qui la composent. Il s'agit ainsi d'une version *non pondérée* qui ne tient pas compte de l'hétérogénéité d'exposition à l'IA au sein des professions d'une même famille – d'où son appellation de mesure « *homogène* ». Elle constitue une mesure de l'intensité moyenne d'exposition des professions composant la famille, indépendamment de leur poids dans l'emploi régional. Elle est ensuite agrégée en pondérant chaque score *AIOE* « *homogène* » par le volume d'emploi de la famille. Il convient de souligner que la version agrégée ne mesure pas un volume d'emplois exposés, mais un niveau moyen d'exposition professionnelle appliqué à la structure d'emploi.

La seconde mesure se concentre sur les 75 métiers les plus représentés en Wallonie (*ISCO* 4 digits). Associée à un découpage plus fin de la classification des professions, cette version – qualifiée d'« *hétérogène* » – reflète plus fidèlement l'exposition à l'IA des métiers au sein d'une même famille. Une version agrégée est également disponible ; elle correspond à une intensité moyenne d'exposition de l'emploi, calculée comme moyenne pondérée des scores *AIOE* professionnels par les effectifs d'emploi correspondants. Il faut savoir que le volume d'emplois relatif à ce « Top 75 » des professions représente quelque 70 % de l'emploi total en Wallonie, ce qui fournit une relative bonne représentativité territoriale de la mesure¹⁸.

En complément de la mesure continue d'intensité, une estimation du volume d'emplois pouvant être classés comme exposés est finalement construite sur la base d'une règle conventionnelle. Ainsi, lorsque le score *AIOE* d'une profession est supérieur ou égal à 50 %, tous les emplois de cette profession sont considérés comme exposés à l'IA. Dans le cas contraire, aucun emploi de la profession n'est considéré comme exposé.

Le rapport entre le total des emplois exposés et l'emploi total équivaut donc à la part des emplois classés comme exposés à l'IA (selon la règle du seuil de 50 %). Il importe de rappeler que cette proportion ne constitue pas une mesure d'impact effectif ou de substitution d'emplois, mais une approximation descriptive fondée sur le dépassement d'un seuil d'exposition professionnelle.

Encadré n° 3 : Formalisation des mesures d'exposition professionnelle à l'IA

Mesure homogène non pondérée (par famille de professions) :

$$AIOE_i = \overline{AIOE}_i$$

avec \overline{AIOE}_i le score *AIOE* moyen des professions de la famille *i*.

Cette mesure correspond à une intensité moyenne d'exposition professionnelle au sein de la famille *i*, sans pondération par l'emploi.

Mesure homogène pondérée (agrégat) :

$$AIOE = \frac{\sum_{i=1}^9 \overline{AIOE}_i * L_i}{\sum_{i=1}^9 L_i}$$

avec L_i le volume d'emploi dans cette famille de professions.

¹⁸ Les statistiques wallonnes relatives aux professions (par famille et par professions du « Top 75 ») sont disponibles ici : <https://statbel.fgov.be/fr/themes/emploi-formation/marche-du-travail/les-professions-en-belgique#figures>

Cet indicateur agrégé mesure l'intensité moyenne d'exposition de l'emploi à l'IA au niveau de l'économie. Il ne constitue pas un « score *AIOE* territorial » autonome, mais un score moyen dérivé de la structure de l'emploi.

Mesure hétérogène pondérée (par famille de professions) :

$$AIOE_i = \frac{\sum_{j \in J_i}^{75} AIOE_j * L_j}{\sum_{j \in J_i}^{75} L_j}$$

avec J_i l'ensemble des professions du Top 75 appartenant à la famille i , $AIOE_j$ le score *AIOE* de la profession j et L_j le volume d'emploi dans cette profession.

Cette mesure correspond à l'intensité moyenne d'exposition de l'emploi au sein de la famille i , en tenant compte de l'hétérogénéité des professions qui la composent.

Mesure hétérogène pondérée (agrégat) :

$$AIOE = \frac{\sum_j^{75} AIOE_j * L_j}{\sum_j^{75} L_j}$$

Il s'agit de l'indicateur le plus précis de l'intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'intelligence artificielle, calculé à partir des 75 professions les plus représentées.

Part moyenne des emplois exposés à l'IA (*AIES*) :

$$AIES = \frac{\sum_{j=1}^{75} (AIOE_j \geq 50\%) * L_j}{\sum_{i=1}^{75} L_j}$$

avec $(AIOE_j \geq 50\%) = 1$ si la condition est respectée, $(AIOE_j \geq 50\%) = 0$ dans l'autre cas.

Cette mesure correspond à la proportion d'emplois classés comme exposés selon la règle du seuil de 50 %. Elle repose sur une dichotomisation d'un indicateur continu et doit être interprétée comme un indicateur synthétique d'ordre de grandeur.

3.4. PRINCIPAUX RÉSULTATS

Le tableau 1 présente une vue agrégée par grandes familles de professions (classification *ISCO*), en indiquant pour chacune le score moyen d'exposition (*AIOE*), les effectifs totaux et les effectifs pondérés par l'intensité d'exposition (produit du score *AIOE* par l'emploi), ainsi que leur poids respectif, en pour cent.

Ces effectifs pondérés ne correspondent pas à des emplois exposés au sens « binaire », mais à une traduction volumique d'un indicateur continu d'intensité d'exposition.

Ce tableau constitue le cœur empirique du chapitre. Il montre que l'intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'IA atteint 56,3 %, ce qui correspond à quelque 814 000 emplois équivalents pondérés par leur score d'exposition au sens de la méthodologie *AIOE*. Ce pourcentage ne doit pas être interprété comme la part des emplois effectivement exposés, mais comme une moyenne pondérée des scores professionnels par la structure de l'emploi. Ce chiffre est élevé et confirme que l'IA doit être analysée comme une technologie d'usage général.

On relève en premier lieu une intensité moyenne d'exposition élevée pour les professions intellectuelles, scientifiques et artistiques (79,3 %) et des managers (79,1 %). Ainsi, près de 80 % des compétences importantes dans ces professions ont un fort chevauchement avec des capacités de l'IA. Cela correspond exactement au profil observé par Felten *et al.* (2021) : les métiers mobilisant des aptitudes analytiques, verbales et conceptuelles sont ceux dont les scores normalisés sont les plus élevés. La Wallonie ne fait donc pas exception à la configuration américaine.

Tableau 1 : Scores moyens d'exposition professionnelle à l'IA (par famille de professions) et intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'IA

Famille de professions	Score AIOE	Emplois (2024)		Emplois ajustés à l'AIOE	
		Nombre	%	Nombre	%
1. Managers	79,1 %	127 668	8,8 %	101 009	12,4 %
2. Professions intellectuelles, scientifiques et artistiques	79,3 %	408 322	28,2 %	323 802	39,8 %
3. Professions intermédiaires	58,1 %	191 648	13,2 %	111 389	13,7 %
4. Employés de type administratif	74,2 %	169 159	11,7 %	125 586	15,4 %
5. Personnel des services directs aux particuliers, commerçants et vendeurs	43,1 %	202 003	14,0 %	87 113	10,7 %
6. Agriculteurs et ouvriers qualifiés de l'agriculture, de la sylviculture et de la pêche	18,4 %	20 945	1,4 %	3 859	0,5 %
7. Métiers qualifiés de l'industrie et de l'artisanat	21,4 %	132 889	9,2 %	28 392	3,5 %
8. Conducteurs d'installations et de machines et ouvriers de l'assemblage	20,3 %	74 969	5,2 %	15 231	1,9 %
9. Professions élémentaires	14,8 %	118 894	8,2 %	17 541	2,2 %
Total (hors professions militaires)		1 446 497	100,0 %	813 923	100,0 %
		Intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'IA		56,3 %	

Source : Felten *et al.* (2021), Statbel – Calculs : IWEPS

Il ressort également que les employés administratifs présentent une forte intensité d'exposition (74,2 %). Cela reflète la proximité entre leurs tâches (rédaction, traitement de données, organisation documentaire) et les capacités des IA génératives de langage. Ce point anticipe d'ailleurs les résultats de Felten *et al.* (2023) sur les *LLM*, qui accentuent fortement l'exposition des métiers administratifs et analytiques.

Cependant, l'exposition décroît nettement dans les métiers davantage manuels et physiques (agriculture : 18,4 %; professions élémentaires : 14,8 %). Ce gradient confirme la logique d'une IA contemporaine principalement orientée vers le traitement symbolique et informationnel, et non vers l'automatisation physique généralisée.

Enfin, la concentration des emplois wallons exposés est très marquée : près de 40 % du volume total d'emplois pondérés par l'intensité d'exposition (de ceux-ci) se situent dans les professions intellectuelles, scientifiques et artistiques. Cela suggère que les effets économiques de l'IA en Wallonie dépendront fortement de la capacité d'adaptation des segments qualifiés du marché du travail.

Le tableau 2 affine l'analyse au niveau du « Top 20 » des métiers les plus représentés en Wallonie, en croisant pour chacun d'entre eux le score d'exposition et le volume d'emplois concernés.

Tableau 2 : Intensité d'exposition professionnelle à l'IA et emplois ajustés, sur la base du «Top 20» des professions les plus représentées en Wallonie

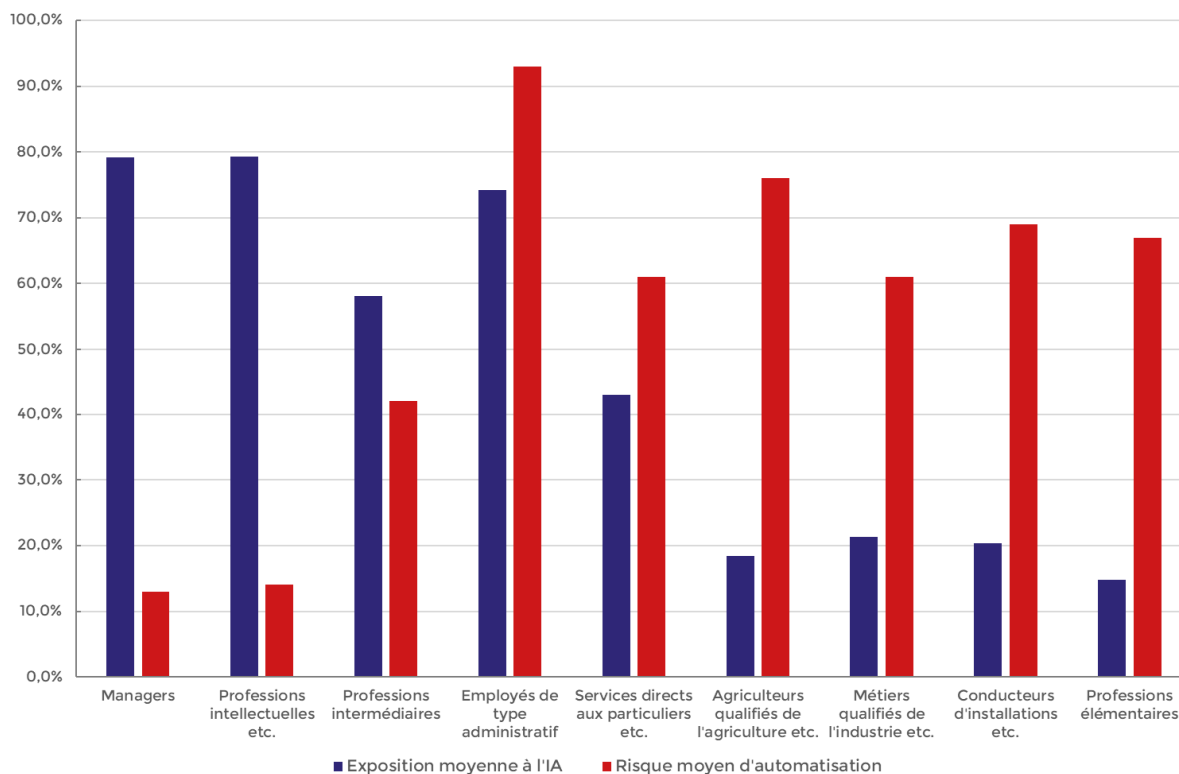
Professions		Emplois (2024)			
Code ISCO	Professions	Score AIOE	Nombre	Ajustés par l'AIOE	%
4110	Employés de bureau, fonctions générales	88,5 %	63 475	56 183	18,9 %
5223	Vendeurs magasin	49,4 %	55 113	27 216	9,2 %
9112	Agents d'entretien dans les bureaux, les hôtels et autres établissements	6,5 %	42 125	2 758	0,9 %
2330	Professeurs de cours généraux (enseignement secondaire)	88,3 %	34 300	30 295	10,2 %
4321	Employés du service des stocks	29,0 %	27 320	7 913	2,7 %
2341	Instituteurs (enseignement primaire)	85,7 %	26 583	22 772	7,7 %
2635	Spécialistes du travail social	81,8 %	26 393	21 580	7,3 %
2221	Cadres infirmiers	58,7 %	25 907	15 211	5,1 %
9111	Aides de ménage à domicile	6,9 %	25 522	1 770	0,6 %
5321	Aides-soignants en institution	24,6 %	21 502	5 297	1,8 %
1221	Managers, ventes et commercialisation	90,2 %	20 240	18 247	6,1 %
3221	Personnel infirmier (niveau intermédiaire)	30,4 %	17 738	5 387	1,8 %
2411	Cadres comptables	92,2 %	17 021	15 696	5,3 %
4120	Secrétaires (fonctions générales)	86,4 %	16 910	14 612	4,9 %
8332	Conducteurs de poids lourds et de camions	34,2 %	16 076	5 494	1,8 %
2352	Enseignants (enseignement spécialisé)	68,1 %	15 722	10 699	3,6 %
3343	Secrétaires d'administration et secrétaires exécutifs	82,9 %	15 696	13 012	4,4 %
5120	Cuisiniers	27,6 %	15 184	4 197	1,4 %
5311	Gardes d'enfants	50,9 %	14 829	7 542	2,5 %
1120	Directeurs généraux d'entreprise	81,3 %	13 900	11 302	3,8 %

Source : Felten *et al.* (2021) – Calculs : IWEPS

Ce tableau montre que plusieurs des professions les plus nombreuses cumulent effectifs élevés et intensité d'exposition importante à l'IA : employés de bureau (88,5 %), professeurs du secondaire (88,3 %), instituteurs (85,7 %), cadres comptables (92,2 %) ou managers commerciaux (90,2 %). Ce résultat est particulièrement significatif ; il indique que l'IA ne concerne pas uniquement des niches technologiques, mais des professions massivement représentées dans l'économie régionale. Le cas des enseignants est intéressant : leur score élevé provient des aptitudes verbales, analytiques et pédagogiques, proches des capacités des LLM. Toutefois, cela ne signifie pas substitution, mais transformation potentielle des supports, de l'évaluation ou de la préparation des cours.

Le graphique 2 met en regard, par grande famille de professions, le score d'exposition à l'IA en Wallonie, mesurant donc la proximité entre les tâches d'une profession et les capacités actuelles des systèmes d'intelligence artificielle, d'une part, et le risque d'automatisation estimé pour la Wallonie, qui identifie comme plus automatisables les emplois comportant une forte proportion de tâches routinières, répétitives et standardisées (Albessart *et al.*, 2018), d'autre part.

Graphique 2 : Intensité moyenne d'exposition à l'IA vs risque moyen d'automatisation en Wallonie, par famille de professions



Sources : Felten *et al.* (2021), Albessart *et al.* (2018) – Calculs : IWEPS

Même si ces deux indicateurs ne portent ni sur les mêmes technologies ni sur le même horizon temporel, leur comparaison fait apparaître un résultat particulièrement éclairant : l'intensité d'exposition à l'IA tend à diminuer à mesure que l'on descend dans l'échelle des qualifications, alors que le risque moyen d'automatisation augmente lorsque le niveau de qualification diminue.

Le graphique suggère ainsi que l'IA ne prolonge pas mécaniquement la logique des vagues précédentes d'automatisation : elle déplace partiellement l'exposition technologique vers les professions qualifiées, tout en maintenant – voire en accentuant – la vulnérabilité des professions peu qualifiées face au risque de substitution.

Le tableau 3 introduit une distinction d'ordre technologique en comparant l'exposition globale à l'IA à deux formes d'IA générative – modélisation de langage et génération d'images – selon les deux modalités de calcul. L'introduction de la mesure hétérogène – c'est-à-dire le recalcul des scores à partir des 75 professions les plus représentées en Wallonie – modifie sensiblement la lecture des résultats. Contrairement à la mesure homogène qui inclut l'ensemble des professions *ISCO*, y compris celles très peu représentées, sa version « Top 75 » reflète davantage la structure volumique de l'emploi wallon. Autrement dit, il s'agit d'une exposition « économiquement pondérée par l'importance effective des métiers ».

Tableau 3 : Intensité d'exposition moyenne à l'IA globale vs l'IA générative en Wallonie selon les deux mesures, par famille de professions

Famille de professions	IA globale		IA générative - modélisation du langage		IA générative - génération d'images	
	Mesure homogène	Mesure hétérogène	Mesure homogène	Mesure hétérogène	Mesure homogène	Mesure hétérogène
1. Managers	79,1 %	82,0 %	78,9 %	82,5 %	75,8 %	76,8 %
2. Professions intellectuelles, scientifiques et artistiques	79,3 %	81,0 %	78,3 %	81,5 %	77,7 %	77,0 %
3. Professions intermédiaires	58,1 %	67,3 %	55,8 %	68,4 %	60,6 %	56,5 %
4. Employés de type administratif	74,2 %	74,5 %	75,4 %	74,6 %	59,3 %	62,9 %
5. Personnel des services directs aux particuliers, commerçants et vendeurs	43,1 %	40,3 %	49,4 %	46,8 %	28,4 %	25,7 %
6. Agriculteurs et ouvriers qualifiés de l'agriculture, de la sylviculture et de la pêche	18,4 %	15,3 %	17,8 %	15,9 %	24,6 %	18,7 %
7. Métiers qualifiés de l'industrie et de l'artisanat	21,4 %	25,5 %	19,5 %	23,7 %	31,0 %	32,6 %
8. Conducteurs d'installations et de machines, et ouvriers de l'assemblage	20,3 %	31,2 %	18,0 %	27,3 %	29,3 %	45,5 %
9. Professions élémentaires	14,8 %	8,2 %	17,0 %	14,6 %	14,9 %	4,1 %
Intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'IA	56,3 %	58,8 %	56,5 %	60,4 %	53,5 %	53,0 %
Emplois wallons exposés à l'IA	-	879 470	-	865 005	-	784 001
Part de l'emploi wallon exposé à l'IA	-	60,8 %	-	59,8 %	-	54,2 %

Source : Felten *et al.* (2021), Statbel – Calculs : IWEPS

Il ressort du tableau que l'intensité globale d'exposition à l'IA passe de 56,3 % (mesure homogène) à 58,8 % (mesure hétérogène). Cette légère augmentation indique que les professions les plus nombreuses en Wallonie sont, en moyenne (un peu) plus exposées à cette technologie que l'ensemble des professions. Cela tient au poids important des métiers administratifs, éducatifs et intermédiaires dans la structure de l'emploi régional. L'intensité d'exposition s'interprète toutefois comme une moyenne pondérée des scores professionnels par l'emploi et non comme une proportion d'emplois effectivement exposés. Cette proportion a été évaluée à 61 %, soit quelque 880 000 emplois wallons exposés à l'IA.

La différence est un peu plus marquée dans le cas de l'IA générative liée à la modélisation du langage : le score moyen passe de 56,5 % à 60,4 %, soit un écart plus marqué. Cela signifie que les professions les plus représentées en volume d'emplois mobilisent de manière plus intensive des aptitudes verbales, rédactionnelles et analytiques, celles sur lesquelles les grands modèles de langage ont enregistré les progrès les plus rapides (comme l'ont montré les travaux de Felten *et al.*, 2023).

Plusieurs mécanismes peuvent expliquer cet écart plus prononcé dans le cas des modèles *LLM*:

- **la forte présence de professions verbales dans le «Top 75».** Parmi les professions les plus représentées figurent les enseignants, employés de bureau, secrétaires, cadres comptables, managers, travailleurs sociaux, etc. Ces métiers mobilisent massivement des aptitudes liées à la compréhension, à la production et à la structuration du langage. Lorsque l'on restreint l'analyse aux 75 professions les plus fréquentes, on amplifie mécaniquement le poids de ces aptitudes dans la moyenne ;
- **la diffusion horizontale des compétences linguistiques.** Les aptitudes verbales sont transversales : elles ne caractérisent pas uniquement des professions à qualifications supérieures ou rares, mais traversent une large part des métiers qualifiés intermédiaires. Or, dans la mesure agrégée, certaines professions très spécialisées, mais peu nombreuses (y compris techniques ou manuelles) diluent cet effet. Le « Top 75 » élimine en partie ces professions marginales en volume ;
- **une structure sectorielle spécifique à la Wallonie.** L'économie wallonne présente un poids relativement important de l'enseignement, de l'administration publique et des services collectifs. Ces secteurs sont intensifs en production et traitement de texte, en communication formelle et en analyse documentaire, domaines où les *LLM* progressent très rapidement. Le « Top 75 » reflète davantage cette spécialisation sectorielle que la mesure agrégée ;
- **une moindre concentration de l'IA «image».** À l'inverse, pour la génération d'images, le score moyen « Top 75 » (53,0 %) est très proche du score agrégé (53,5 %). Cela suggère que les professions fortement exposées à la génération visuelle – design, architecture spécialisée, certaines activités techniques, etc. – sont moins représentées en termes d'effectifs dans l'emploi wallon. Elles influencent donc davantage la moyenne agrégée que la moyenne restreinte aux métiers les plus fréquents.

En conclusion, les résultats présentés dans ce chapitre constituent une photographie statistique de l'exposition des emplois wallons à l'intelligence artificielle, au sens de la méthodologie développée par Edward Felten et ses collègues. Ils ne préjugent ni d'une destruction nette d'emplois ni d'un impact automatique sur la productivité, mais identifient les segments du marché du travail les plus susceptibles d'être transformés par les capacités actuelles et émergentes de l'IA, notamment générative. En mettant en évidence une forte exposition des professions qualifiées, cognitives et informationnelles, tout en confirmant la moindre exposition des métiers physiques et relationnels, ces résultats déplacent le débat de la question « quels emplois vont disparaître ? » vers celle, plus structurante, de la reconfiguration des tâches, des compétences et des organisations.

Les chapitres qui suivent prolongent cette analyse empirique en examinant successivement les effets potentiels de l'IA sur la productivité et la croissance (cf. chapitre 4), puis ses implications pour l'emploi et les inégalités (cf. chapitre 5) et pour la régulation économique (cf. chapitre 6). Autrement dit, après avoir objectivé l'exposition potentielle à l'IA, il s'agit désormais d'en analyser les mécanismes économiques et sociaux, ainsi que les trajectoires possibles à moyen et long terme.

Encadré n°4 : Principaux résultats du chapitre 3

L'intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'IA atteint 56,3 % – ce qui correspond à environ 814 000 emplois équivalents pondérés –, confirmant le caractère transversal de l'IA comme technologie d'usage général. Ce pourcentage s'interprète comme une moyenne pondérée des scores professionnels par l'emploi et non comme une proportion d'emplois effectivement exposés. Cette proportion a été évaluée à 60 % en Wallonie, soit quelque 880 000 emplois wallons exposés à l'IA.

L'exposition à l'IA est fortement concentrée dans les professions qualifiées : managers (79,1 %), professions intellectuelles et scientifiques (79,3 %) et employés administratifs (74,2 %) présentent les niveaux d'intensité les plus élevés.

Les métiers manuels et physiques sont nettement moins exposés : agriculture, artisanat, industrie et professions élémentaires affichent des scores inférieurs à 25 %, ce qui confirme que l'IA actuelle cible principalement des aptitudes cognitives et informationnelles. Les professions nombreuses et centrales dans l'économie régionale sont concernées : enseignants, employés de bureau, cadres comptables ou managers commerciaux cumulent effectifs élevés et scores d'exposition importants, ce qui suggère des transformations organisationnelles potentiellement larges.

L'IA générative accentue la pression sur les aptitudes verbales et analytiques : la modélisation de langage renforce l'exposition des professions qualifiées, tandis que la génération d'images affecte davantage certains métiers techniques ou visuels, confirmant que les effets diffèrent selon les familles technologiques d'IA.

4. L'impact attendu sur la productivité et la croissance

L'intelligence artificielle est souvent présentée comme un levier majeur de gains de productivité et de croissance économique à long terme. En automatisant des tâches complexes et en améliorant la (rapidité de la) prise de décision, l'IA promet une transformation profonde des modes de production et de consommation. Cependant, les effets de cette révolution technologique sur l'économie agrégée sont sujets à débats et controverses, notamment en raison du phénomène appelé « paradoxe de la productivité ». Ce quatrième chapitre fait le point sur cette problématique en l'abordant sous un angle théorique, microéconomique et macroéconomique.

4.1. LES EFFETS THÉORIQUES

4.1.1 Des effets bénéfiques attendus sur la croissance et l'innovation

L'intelligence artificielle, en tant que technologie de rupture, est susceptible d'agir comme un puissant moteur de croissance économique via son rôle dans le processus d'innovation. Dans une lecture prospective, elle peut être envisagée comme une « variable motrice » susceptible de redéfinir les trajectoires de croissance de long terme.

Les théories de la croissance endogène (Romer, 1990 ; Aghion et Howitt, 1992) établissent que l'innovation technologique est une des principales sources de la croissance de long terme, grâce aux gains de productivité qu'elle génère. L'IA accélère la découverte scientifique, la conception de produits et l'optimisation des processus, soutenant ainsi ce mécanisme fondamental. Elle pourrait ainsi renforcer un régime d'innovation cumulatif, voire autoaccélérateur. Toutefois, certaines innovations liées à l'IA, notamment dans la recherche fondamentale, la santé et des infrastructures intelligentes, ont des impacts à long terme plus difficiles à mesurer immédiatement.

Aghion *et al.* (2019) relèvent que l'IA stimule la croissance en rehaussant la productivité totale des facteurs (PTF)¹⁹, allant au-delà des simples gains liés à l'accumulation de capital ou à l'augmentation de la main-d'œuvre. En automatisant des tâches cognitives autrefois réservées aux humains, l'IA libère du temps pour des activités à plus forte valeur ajoutée. Ce mécanisme de réallocation constitue une hypothèse structurante dans les scénarios optimistes. Il implique également un renouvellement continu des compétences et des organisations, condition indispensable au maintien d'un rythme soutenu d'innovation.

En permettant une imitation plus aisée des produits et des services, grâce notamment à des capacités de rétro-ingénierie ou d'automatisation des connaissances, l'IA contribue à réduire les coûts et les compétences nécessaires à l'entrée sur un marché, à intensifier la concurrence et à accélérer la circulation des innovations entre les entreprises. Bloom *et al.* (2017) soutiennent que cette dynamique, en rendant le progrès technologique plus accessible, peut renforcer les incitations à innover dans un contexte de « course technologique ».

Cependant, cette capacité à reproduire ou imiter rapidement des innovations peut engendrer des effets pervers. Si les gains liés à l'innovation sont perçus comme limités en raison d'une appropriation difficile des rentes d'innovation, les entreprises pourraient être désincitées à investir dans la recherche et le développement. La diffusion rapide d'innovations IA, en particulier lorsqu'elles ne sont

¹⁹ La productivité totale des facteurs (PTF) mesure l'efficacité globale avec laquelle une économie utilise l'ensemble de ses ressources pour produire.

pas protégées par des droits de propriété intellectuelle solides²⁰, peut réduire les incitations économiques à innover en diminuant les perspectives de rentabilité associées à ces investissements. Ce risque souligne l'existence d'une bifurcation possible entre un scénario d'innovation soutenue et un scénario de sous-investissement.

4.1.2 Des contraintes d'implémentation et de réorganisation

Au-delà de cette dualité théorique, l'IA s'inscrit dans la lignée des technologies d'usage général (TUG), à l'instar de la machine à vapeur ou de l'ordinateur. Ce type de technologies possède des caractéristiques propres : elles sont polyvalentes, améliorables avec le temps et ont le potentiel de transformer profondément les structures productives. L'impact des TUG sur la productivité ne se manifeste toutefois que progressivement dans le temps, au fil de leur adoption par les entreprises, souvent après d'importants ajustements organisationnels, technologiques et humains.

Comme le rappellent Agrawal *et al.* (2019), plusieurs décennies ont été nécessaires pour que l'électricité transforme la production industrielle, non pas en raison de la technologie elle-même, mais à cause du temps nécessaire à repenser l'organisation du travail, à concevoir de nouveaux modèles d'affaires et à réaliser les investissements complémentaires indispensables à son intégration. Cette temporalité longue constitue un facteur clé d'analyse prospective.

Dans le cas de l'IA, il est probable que des dynamiques similaires soient à l'œuvre. Certes, le rythme du progrès technologique paraît aujourd'hui plus rapide – porté par l'augmentation continue des capacités de calcul, souvent associée à la « loi de Moore », Moore (1965), ainsi que par des innovations algorithmiques cumulatives – ce qui alimente l'hypothèse d'une accélération des transformations. L'adoption de l'IA exige néanmoins des ressources considérables, notamment en matière de données, de compétences, d'infrastructures numériques et de transformations organisationnelles. Ces investissements complémentaires agissent comme variables conditionnelles déterminant l'ampleur des effets futurs. Ces dynamiques supposent également une révision en profondeur des modes de production, de gestion, d'interaction client ou encore de coordination interne. Elles impliquent souvent des coûts initiaux élevés, rendant les bénéfices de l'IA difficilement perceptibles dans l'immédiat, en particulier à l'échelle macroéconomique.

4.2. L'EFFET PRODUCTIVITÉ SUR LE PLAN MICROÉCONOMIQUE

4.2.1 L'IA va-t-elle changer la donne ?

En automatisant des tâches cognitives autrefois réservées aux humains, l'IA libère du temps pour des activités à plus forte valeur ajoutée. Mackinsey (2023) estime que l'IA serait capable d'absorber près de deux tiers du temps de travail des travailleurs, libérant ainsi du temps pour des tâches plus complexes ou plus productives ne pouvant être automatisées.

Si les effets théoriques de l'IA sur la productivité sont encore débattus, les recherches récentes suggèrent des résultats plus tangibles à l'échelle microéconomique. C'est principalement au niveau des individus, des métiers et des entreprises que les premiers bénéfices semblent se vérifier. Plusieurs études mettent ainsi en évidence des gains de productivité importants, en particulier dans le cas de tâches à forte intensité cognitive ou répétitive, qu'elles soient exécutées par une main-d'œuvre qualifiée ou non. Ces résultats constituent des signaux faibles d'une possible transformation plus large.

²⁰ Deux exemples liés à cette problématique ont été récemment rapportés dans la presse : <https://www.lesoir.be/694410/article/2025-08-21/le-combat-perdu-davance-dune-entreprise-liegeoise-contre-temu-et-shein> ; <https://www.hln.be/binnenland/vlaamse-dichteres-liz-is-slachtoffer-van-plagiaat-op-chinese-app-temu-dit-is-pure-diefstal-aabb6e21/>

4.2.2 L'IA au service de la performance individuelle

Au niveau des travailleurs, les outils d'IA, en particulier ceux basés sur les modèles de fondation (cf. chapitre 2), ont démontré leur capacité à améliorer sensiblement la productivité individuelle. Dans le secteur des services numériques, Kalliamvakou (2022) constate que les ingénieurs logiciels ayant recours à des assistants de programmation dopés à l'IA parviennent à doubler leur vitesse de codage. De manière complémentaire, Peng *et al.* (2023) estiment qu'un assistant basé sur l'IA permettrait aux développeurs de faire des gains de productivité de l'ordre de 55 %, en réduisant le temps passé sur les tâches de codage tout en maintenant un niveau de qualité élevé.

Ces effets ne se limitent pas qu'aux métiers technologiques. Noy et Zhang (2023) montrent que l'usage d'agents conversationnels IA dans des tâches de rédaction administrative ou de synthèse documentaire peut accroître la productivité des travailleurs de 37 %. Concernant les centres d'appel, Brynjolfsson *et al.* (2023) rapportent une amélioration de 14 % de la productivité des opérateurs grâce à l'assistance IA, notamment en matière de gestion de la relation client et de traitement des demandes. En outre, ces gains sont particulièrement significatifs pour les travailleurs les moins expérimentés ou initialement les moins performants. Dans le secteur du transport, Kanazawa *et al.* (2022) vérifient que l'introduction d'un outil d'IA pour aider les chauffeurs de taxi à optimiser leurs trajets a permis d'accroître la productivité des chauffeurs les moins performants, réduisant de 14 % l'écart avec les plus performants.

Des effets similaires sont aussi observés pour des professions plus qualifiées. Par exemple, Dell'Acqua *et al.* (2023) calculent qu'au sein d'un cabinet de conseil, l'utilisation de l'IA pour des tâches créatives augmente la performance des consultants, avec un impact plus marqué sur les profils initialement les moins productifs (+43 %) que les autres (+17 %). L'écart de productivité entre les consultants les plus performants et les moins performants s'en retrouve significativement réduit.

4.2.3 L'IA ne semble pas profiter à toutes les entreprises

À l'échelle des entreprises, certaines études empiriques établissent un lien positif entre l'adoption de l'IA et la productivité globale. Ainsi, sur la base de données américaines, Alderucci *et al.* (2020) vérifient que les entreprises les plus innovantes en matière d'IA sont également les plus productives, sans que l'on puisse conclure que l'IA est à l'origine de cette performance. De même, Dumont (2023) souligne que l'IA est principalement présente dans les 10 % d'entreprises les plus productives, tandis qu'elle est quasi absente des 10 % les moins performantes. Ces résultats peuvent toutefois refléter un biais de sélection : les entreprises les plus performantes sont aussi celles qui ont les capacités d'investir dans les nouvelles technologies. En d'autres termes, elles disposent de ressources humaines, de capital et d'infrastructures numériques suffisants pour intégrer l'IA à leurs processus, alors que les entreprises moins développées n'en disposent pas.

Ce biais est d'ailleurs confirmé par Gal *et al.* (2019), qui relèvent une forte corrélation entre numérisation et productivité. Plus généralement, l'effet de l'IA à l'échelle des entreprises dépend étroitement de la capacité de ces dernières à combiner l'IA avec des actifs complémentaires : des données de qualité, des systèmes d'information robustes, des compétences internes et une réorganisation du travail. Ces actifs peuvent être analysés comme des facteurs de résilience ou, à l'inverse, comme des barrières à l'entrée renforçant les positions dominantes.

Les preuves d'une relation causale solide entre l'adoption de l'intelligence artificielle et la productivité au niveau microéconomique restent toutefois fort ténues. Cet effet semble pour l'instant être limité à quelques secteurs, et principalement aux grandes entreprises ou aux entreprises les plus

productives ou les plus avancées sur le plan numérique²¹. Cependant, pour Hang et Chen (2022), le développement des nouvelles générations de modèles de fondation pourrait permettre d'étendre rapidement les gains de productivité de l'IA à de nombreux autres secteurs.

4.3. GAINS DE PRODUCTIVITÉ AGRÉGÉS ET CROISSANCE ÉCONOMIQUE

4.3.1 À nouveau, un paradoxe de productivité

Malgré ces quelques signaux encourageants au niveau individuel ou sectoriel, les travaux empiriques récents ne parviennent pas à identifier un impact statistiquement significatif de l'IA sur la croissance de la productivité globale. En effet, les effets de l'IA sur la productivité mesurée à l'échelle macroéconomique restent à ce jour peu visibles dans les statistiques agrégées : dans de nombreuses économies développées, la croissance de la productivité est restée lente ces dernières années. Cette dissociation constitue une incertitude critique pour l'analyse prospective. Elle rappelle le célèbre paradoxe souligné il y a quarante ans par Robert Solow (Solow, 1987), selon lequel « l'ère de l'informatique est visible partout, sauf dans les statistiques de productivité ». Un tel constat semble ainsi s'appliquer aujourd'hui en ce qui concerne l'intelligence artificielle. Avant le développement de l'IA « forte », MacKinsey (2021) considérait que l'adoption de technologies de type IA semblait même avoir atteint un plafond et stagnait depuis 2019.

Plusieurs facteurs peuvent expliquer ce paradoxe.

Un premier facteur est relatif au temps nécessaire à la diffusion de l'IA à l'ensemble de l'économie. Comme toute technologie d'usage général, l'IA requiert des changements profonds et lents dans l'organisation du travail, les compétences disponibles, la gestion de l'information et l'allocation des ressources. Pour Brynjolfsson *et al.* (2019), les technologies mettent souvent du temps à produire leurs effets, en particulier lorsqu'elles transforment les modèles organisationnels en profondeur. Le déploiement de solutions réellement transformantes prend donc du temps, d'autant plus qu'il repose sur l'adoption d'actifs complémentaires souvent coûteux : acquisition de données, formation de personnel qualifié, développement d'infrastructures numériques ou encore adaptation des processus décisionnels (Filipucci *et al.*, 2014).

Un deuxième facteur tient à l'hétérogénéité de l'adoption de l'IA selon la taille des entreprises, le secteur d'activité et le niveau international (Piton, 2023). Les technologies d'IA restent principalement concentrées dans des secteurs spécifiques (technologie, finance et services professionnels) et dans les grandes entreprises, qui ont davantage de moyens pour expérimenter et intégrer ces outils. La majorité des PME n'ont pu encore adopter l'IA, ce qui limite leur capacité à générer un effet d'entraînement à grande échelle. Selon l'OCDE (2024), les applications actuelles de l'IA restent en majorité des solutions ponctuelles, utilisées dans des processus où les données étaient déjà structurées et la prédiction centrale. En conséquence, leur impact est souvent circonscrit à des niches fonctionnelles. Cependant, comme l'estime la Commission de l'intelligence artificielle (2024), la facilité avec laquelle l'IA générative a le potentiel de se développer pourrait réduire le degré d'hétérogénéité de l'adoption de technologie de type IA.

La mesure complexe de la part de la productivité qui est imputable à l'IA constitue un troisième obstacle. Il existe probablement une sous-estimation des gains réels de productivité du fait de limitations statistiques. Le PIB, par construction, ne mesure pas le surplus de consommation généré par les biens numériques et gratuits. Scott et Varian (2015) soulignent ainsi que la valeur non monétaire des services gratuits, comme les réseaux sociaux ou les moteurs de recherche, n'est pas captée par

²¹ L'influence de la taille de l'entreprise sur les usages de l'IA est également manifeste en Wallonie. Ainsi, selon le Baromètre de maturité numérique des entreprises wallonnes de l'Agence du Numérique (2025), l'usage de l'IA générative passe de 18 à 62 % selon qu'il s'agit d'un indépendant ou d'une entreprise employant 99 travailleurs et plus. On constate le même type d'augmentation pour l'usage d'autres technologies d'IA dans des projets plus spécifiques ou produits développés sur mesure, où les taux passent de 4 à 26 % selon la taille de l'entreprise.

les mesures classiques. Pour Varian (2009), la valeur des gains de temps générés par l'usage d'internet peut être estimée à 22 \$ par personne et par an. Quant à l'étude de Brynjolfsson *et al.* (2019), elle conclut que les utilisateurs de *Facebook* demanderaient à être payés 750 \$ par personne et par an pour être privés de ce réseau social durant un mois, ce qui met en évidence l'importance du « bien-être numérique » non mesuré.

Brynjolfsson et Collis (2025) relèvent que les méthodes statistiques habituelles (comme le PIB) sous-estiment fortement la valeur économique réelle des technologies d'IA, notamment parce que de nombreux services IA sont gratuits ou peu coûteux pour les utilisateurs, tout en offrant des bénéfices significatifs. En proposant la mesure *GDP-B*, les auteurs montrent que l'IA générative a produit un surplus du consommateur considérable, estimé à environ 97 milliards de dollars aux États-Unis en 2024, qui n'apparaît pas dans les agrégats macroéconomiques classiques. Cette tentative de redéfinition statistique illustre bien un ajustement des instruments de mesure face à une transformation structurelle.

Un quatrième argument avancé par Brynjolfsson *et al.* (2021) est que l'effet de l'IA pourrait suivre une « courbe en J ». Ainsi, les coûts liés à son adoption, à l'expérimentation et à la restructuration interne peuvent à court terme masquer les bénéfices potentiels, entraînant une stagnation voire une baisse temporaire de la productivité agrégée. Ce n'est qu'une fois la technologie diffusée largement et intégrée de façon systémique dans les chaînes de valeur qu'un retournement peut s'observer. Pour les auteurs, cette dynamique rappelle celle de l'électricité : bien que commercialement viable dès la fin du XIX^e siècle, elle n'a eu d'impact mesurable sur la productivité qu'après plusieurs décennies, à la faveur de profondes transformations dans l'organisation industrielle (chaînes de montage, moteurs individuels, réagencement des usines).

Enfin, certains auteurs soulignent que la possibilité de gains de croissance supplémentaires à long terme dépendra fortement de la manière dont les entreprises redistribueront les gains réalisés par l'IA dans l'économie. Si elle n'est utilisée que pour automatiser des tâches existantes ou pour réduire les coûts à court terme, ses effets agrégés resteront limités. En revanche, si les gains sont affectés à la création de nouveaux produits, services ou modèles économiques, alors les effets sur la productivité globale pourraient être durables et substantiels. Acemoglu (2024) insiste à cet égard sur l'importance des choix organisationnels et stratégiques faits par les entreprises. Selon lui, le véritable impact macroéconomique de l'IA dépendra moins des économies de coûts qu'elle permet immédiatement que de la capacité des économies à réallouer les ressources ainsi libérées vers des activités innovantes à plus forte valeur ajoutée.

4.3.2 Trop peu d'évaluations macroéconomiques robustes

Certaines projections, bien que peu nombreuses, laissent entrevoir un potentiel impact macroéconomique significatif. L'étude de McKinsey (2018) suggérait déjà que l'IA pourrait accroître le taux de croissance mondial annuel du PIB de 1,2 point de pourcentage d'ici 2030. Plus récemment, Goldman Sachs (2023) évalue que l'IA générative pourrait augmenter la croissance de la productivité totale du travail aux États-Unis de 1,5 point de pourcentage sur dix ans, sous réserve d'une adoption généralisée à l'ensemble des secteurs économiques.

Ces estimations demeurent néanmoins spéculatives : elles reposent sur des hypothèses fortes d'adoption rapide, d'intégration homogène et de transferts efficaces des bénéfices microéconomiques vers des gains macroéconomiques. L'incertitude sur le bouclage macroéconomique constitue ainsi un angle mort majeur de l'analyse actuelle.

Encadré n° 5 : Facteurs de changement identifiés

Ce chapitre a mis en lumière un paradoxe central : des gains de productivité nets et mesurables au niveau microéconomique coexistent avec une absence d'impact clair dans les statistiques macroéconomiques agrégées.

Tendances lourdes et éléments de blocage

Le chapitre 4 fait apparaître une tendance lourde à considérer l'IA comme un moteur potentiel majeur de croissance, dans la lignée des technologies d'usage général. Les cadres théoriques de la croissance endogène soulignent son rôle possible dans l'augmentation de la productivité totale des facteurs, l'accélération de l'innovation et la création de nouveaux marchés. À l'échelle microéconomique, les études empiriques montrent déjà des gains substantiels de productivité pour certains travailleurs et entreprises, notamment dans les tâches cognitives répétitives ou créatives. Toutefois, un blocage structurel domine : le « paradoxe de la productivité », formulé historiquement par Robert Solow, semble se reproduire. Malgré la diffusion de l'IA, les statistiques agrégées ne reflètent pas encore de hausse significative de la productivité globale. Les causes identifiées incluent la lente diffusion de la technologie, les coûts organisationnels élevés, l'hétérogénéité d'adoption entre entreprises et les difficultés de mesure des gains réels dans les indicateurs traditionnels comme le PIB.

Forces motrices

Les forces « *pushing* » reposent sur la dynamique technologique et scientifique : amélioration rapide des modèles de fondation, automatisation de tâches cognitives complexes, baisse des coûts marginaux d'expérimentation et disponibilité croissante d'outils prêts à l'emploi. Ces avancées permettent des gains directs de performance individuelle (développeurs, consultants, opérateurs de centres d'appel, etc.) et stimulent l'expérimentation organisationnelle. Les forces « *pulling* » proviennent des incitations économiques : pression concurrentielle, recherche de réduction des coûts, nécessité d'optimiser les chaînes de valeur et d'innover face au ralentissement structurel de la productivité dans les économies avancées. Les grandes entreprises technologiques telles que *McKinsey & Company* (via ses travaux prospectifs) ou *Goldman Sachs* (via ses projections macroéconomiques) contribuent à alimenter ces anticipations en estimant des gains de croissance significatifs à moyen terme. À l'échelle des entreprises, la perspective d'avantages compétitifs et d'effets d'apprentissage renforce la dynamique d'investissement, notamment pour les entreprises déjà les plus productives.

Signaux faibles

Plusieurs signaux faibles confirment le potentiel transformateur de l'IA : (1) les gains de productivité sont particulièrement marqués pour les travailleurs les moins performants, ce qui pourrait réduire certains écarts internes de performance, (2) les modèles génératifs élargissent rapidement le champ des secteurs concernés et (3) des tentatives de nouvelles mesures comme le « *GDP-B* » visent à mieux capter le surplus du consommateur lié aux services numériques. Toutefois, des signaux contradictoires persistent. L'adoption reste concentrée dans les grandes entreprises et certains secteurs, limitant l'effet d'entraînement macroéconomique. Les coûts d'implémentation et de réorganisation peuvent temporairement peser sur la productivité (logique de « courbe en J »). Enfin, l'incertitude sur la réallocation effective des gains – vers l'innovation plutôt que la simple réduction des coûts – suggère que l'impact macroéconomique dépendra davantage des choix stratégiques et institutionnels que de la seule performance technologique.

5. Emploi, travail et inégalités : quelles tensions?

L'émergence et la diffusion rapide de l'intelligence artificielle suscitent de nombreux débats quant à leurs répercussions potentielles sur l'emploi, sur la structure du marché du travail et sur les inégalités. Les inquiétudes concernant une substitution massive du travail humain par des technologies avancées²² s'inscrivent dans une perspective historique déjà alimentée par les précédentes vagues d'automatisation, allant de la mécanisation industrielle à l'informatisation. Toutefois, l'IA présente des spécificités qui la distinguent des révolutions technologiques antérieures, notamment sa capacité à traiter des tâches cognitives abstraites et non routinières. Ce cinquième chapitre tente d'objectiver certains éléments sous-tendant ces craintes associées à l'IA.

5.1. DYNAMIQUES DE TRANSFORMATION DE L'EMPLOI À COURT ET LONG TERME

5.1.1 IA et emploi : un impact encore limité

Les effets théoriques de l'intelligence artificielle sur le niveau de l'emploi global dépendent principalement de trois facteurs : (1) la vitesse de diffusion des technologies IA dans l'économie, (2) l'évolution dans les secteurs dans lesquels les tâches seront complémentaires à l'IA et (3) la relocalisation de la main-d'œuvre vers des métiers en croissance (del Rio-Chanona *et al.*, 2025). Ces trois dimensions constituent des variables structurantes dans l'analyse prospective, car elles conditionnent les rythmes de transition et les bifurcations possibles du marché du travail.

À l'heure actuelle, les recherches empiriques visant à mesurer l'impact de l'IA sur l'emploi agrégé demeurent peu nombreuses. Des résultats récents semblent indiquer que cet impact semble plutôt limité à court terme.

Ainsi, selon l'OCDE (2023b), les analyses exploitant les variations de l'exposition à l'IA entre pays et entre bassins locaux ne mettent pas en évidence une réduction statistiquement significative de l'emploi agrégé. De la même manière, les enquêtes menées auprès des entreprises et des travailleurs, ainsi que les études de cas sur l'adoption de l'IA en contexte organisationnel, tendent à montrer que les changements restent modestes. Une étude récente du cabinet d'analyse Gartner laisse espérer que l'intelligence artificielle ne devrait pas provoquer de pertes d'emplois massives d'ici à 2030 dans le secteur des nouvelles technologies si les salariés acceptent de devenir des « humains augmentés ». Actuellement, 81 % des tâches dans le domaine des nouvelles technologies seraient réalisées par des humains sans aucune aide de l'IA²³.

Nous sommes ainsi dans une phase d'émergence caractéristique des débuts de diffusion d'une innovation de rupture pour laquelle les effets systémiques restent partiellement latents.

²² Amazon a récemment annoncé les licenciements massifs de 30 000 employés en raison de la stratégie de l'entreprise de remplacer les humains par l'IA, voir https://www.lemonde.fr/economie/article/2025/10/28/chez-amazon-les-30-000-licenciements-annonces-signent-l-ere-de-l-ia_6649890_3234.html. Block, l'entreprise américaine de solutions de paiement en ligne, a révélé début 2026 son intention de licencier 40 % de ses effectifs, substitués par de l'IA, voir https://www.lemonde.fr/economie/article/2026/02/27/block-secoue-le-secteur-de-la-tech-en-annoncant-le-licenciement-de-40-de-ses-effectifs-replaces-par-l-intelligence-artificielle_6668453_3234.html

²³ Voir : https://www.bfmtv.com/tech/intelligence-artificielle/ia-et-impact-sur-l-emploi-pour-ne-pas-etre-replace-il-va-falloir-accepter-de-devenir-un-humain-augmente_AV-202509090642.html

5.1.2 Diffusion lente de l'IA et transformation progressive des profils

Cette relative absence d'effet visible peut s'expliquer par le stade encore précoce de diffusion de l'IA. Comme le soulignent Acemoglu *et al.* (2022), l'adoption de cette technologie est encore limitée, ce qui restreint sa capacité à produire des transformations tangibles en dehors des embauches liées aux métiers de développement de l'IA. En 2019, la main-d'œuvre spécifiquement consacrée à l'IA restait faible au sein des pays de l'OCDE, représentant seulement 0,34 % de l'emploi. On observe ici une dynamique typique de phase d'expérimentation au sein du régime sociotechnique existant.

Toutefois, cette proportion a progressé rapidement, ayant presque triplé en moins d'une décennie (Green et Lamby, 2023). Cette accélération peut être interprétée comme un signal faible annonçant une montée en puissance progressive du paradigme technologique de l'IA. En outre, selon Borgonovi *et al.* (2023), les offres d'emploi requérant des compétences en IA ont augmenté au total de 45 millions d'unités entre 2019 et 2022 dans 14 pays de l'Organisation. Ce phénomène traduit à la fois une demande croissante de compétences techniques et une possible substitution des recrutements traditionnels dans les établissements où l'IA s'avère particulièrement adaptée (Acemoglu *et al.*, 2002).

Les entreprises qui intègrent l'IA transforment la structure des compétences requises. Ce processus se manifeste à la fois sur la marge extensive – apparition de nouvelles compétences et sur la marge intensive – élévation du niveau des compétences existantes. Il s'agit d'un mécanisme de recomposition interne du capital humain, révélateur d'une transition vers un nouveau référentiel productif. Babina *et al.* (2024) soulignent qu'à mesure que les entreprises investissent dans ces technologies, elles tendent à accroître leurs effectifs spécialisés dans les domaines scientifiques et techniques, en particulier les disciplines *STEM* (*Science, Technology, Engineering and Mathematics*). Milanez (2023) confirme que la forte demande en métiers de l'IA s'exprime (notamment) par la création de nouveaux emplois directement liés à ces disciplines²⁴, conduisant paradoxalement à de meilleures perspectives professionnelles pour une partie des travailleurs hautement qualifiés malgré leur exposition accrue au risque de substitution.

Dans un rapport de l'OCDE (2025), l'IA est identifiée comme un levier qui atténue les pénuries de main-d'œuvre en Corée, en automatisant certaines tâches et en renforçant la productivité des salariés. Ainsi, 24 % à 47 % des PME déclarent que l'IA les aide à compenser les manques de compétences ou de personnel, illustrant une fonction d'ajustement conjoncturel susceptible de devenir structurelle à moyen terme.

5.1.3 Exposition à l'IA, substitution et complémentarité

Si les effets de l'IA sur l'emploi restent encore discrets à court terme, les projections à long terme laissent entrevoir des transformations profondes. Les institutions internationales s'accordent à reconnaître que la diffusion généralisée de ces technologies pourrait bouleverser l'organisation du travail en raison de leur capacité unique à prendre en charge des tâches complexes, tant cognitives que manuelles, et à interagir de manière dynamique avec différents secteurs de l'économie.

Ainsi, selon une étude du FMI (Cazzaniga *et al.*, 2024), environ 60 % des emplois dans les économies avancées présentent un degré significatif d'exposition à l'IA. Parmi eux, 27 % seraient fortement complémentaires, bénéficiant d'une amélioration des performances et de l'efficacité grâce à cette technologie²⁵. En revanche, 33 % des emplois pourraient être directement menacés de substitution²⁶. Ces

²⁴ Parmi ces métiers IA en forte demande, l'auteur cite les ingénieurs en apprentissage automatique (*machine learning engineers*) et les spécialistes en science des données (*data scientists / data engineers*).

²⁵ Ces emplois ne sont pas simplement assistés par l'IA ; ils profitent de l'IA pour augmenter la productivité car ils requièrent un jugement, une responsabilité ou une interaction humaine avancée. Par exemple, les chirurgiens (l'IA peut aider au diagnostic ou à la planification opératoire, augmentant la précision et l'efficacité) ou les avocats et les juges (l'IA peut accélérer la recherche juridique ou l'analyse de cas tout en laissant la décision finale à un professionnel humain).

²⁶ Ce sont des postes où des tâches cognitives routinières ou standardisées peuvent être accomplies directement par l'IA ou l'automatisation, réduisant la demande de travail humain. Par exemple, les télévendeurs et centres d'appels (l'IA peut

résultats mettent en lumière l'ambivalence structurelle de l'IA : elle peut simultanément renforcer certaines activités et en rendre d'autres obsolètes.

L'Organisation internationale du travail (OIT) fournit une estimation plus nuancée. Selon Gmyrek *et al.* (2023), dans les pays industrialisés, la proportion d'emplois susceptibles d'être améliorés par l'IA (13,4 %) dépasse largement celle des emplois menacés de substitution (5,1 %). Ce constat souligne que, dans de nombreux cas, l'IA agit davantage comme un outil d'assistance et d'augmentation des performances humaines que comme un facteur de remplacement intégral, ouvrant la voie à des scénarios d'hybridation plutôt qu'à des scénarios de substitution massive.

L'arrivée des modèles de fondation, tels que les modèles génératifs de langage, accentue certaines inquiétudes. Eloundou *et al.* (2023) estiment que 80 % des travailleurs américains pourraient voir au moins 10 % de leurs tâches automatisées, tandis que pour 20 % d'entre eux, cette proportion pourrait atteindre 50 %. Ces chiffres traduisent une forte hétérogénéité des impacts, certains métiers étant plus exposés que d'autres. L'automatisation potentielle des tâches cognitives est cependant conditionnée par les capacités techniques de l'IA et son intégration dans les environnements de travail réels.

Les analyses de Svanberg *et al.* (2024) illustrent aussi cette complexité. Aux États-Unis, 36 % des emplois comportent au moins une tâche exposée à la vision par ordinateur, l'une des branches les plus avancées de l'IA. Pourtant, seuls 8 % des emplois (soit 23 % des emplois exposés) pourraient effectivement voir ces tâches automatisées. Cela montre que la faisabilité technique de l'automatisation ne se traduit pas mécaniquement par une substitution intégrale, en raison de facteurs tels que les coûts de mise en œuvre ou les contraintes organisationnelles.

Ces projections doivent toutefois être interprétées avec prudence. Elles reposent sur des hypothèses qui ne prennent pas toujours en compte la courbe de progression technologique de l'IA, ni l'évolution de ses coûts de développement et de déploiement pour les entreprises. Or, de tels éléments conditionnent la capacité d'une technologie à s'imposer durablement dans l'organisation productive.

5.1.4 L'humain garde de nombreux avantages par rapport à l'IA

Si l'intelligence artificielle est capable de surpasser l'être humain dans certaines tâches spécifiques, elle ne constitue pas pour autant un substitut complet. Ses performances reposent sur la puissance de calcul, la capacité à traiter d'importants volumes de données et l'automatisation rapide de tâches répétitives ou prédictives. Cela explique ses succès dans des domaines tels que la traduction automatique, la reconnaissance d'images, la détection de fraudes ou encore la prédiction de comportements à partir de données massives. Dans ces contextes, l'IA bénéficie d'un avantage comparatif certain, car elle combine vitesse, précision et absence de fatigue cognitive.

Cependant, plusieurs limites structurelles demeurent, conférant aux êtres humains un rôle irremplaçable dans de nombreux domaines et secteurs. Ainsi, l'IA peine à appréhender les dimensions émotionnelles, relationnelles et subjectives des interactions sociales. La compréhension des intentions, des émotions ou des nuances implicites de la communication humaine reste largement hors de portée des systèmes automatisés. Or, ces dimensions sont essentielles dans des professions telles que l'enseignement, les soins médicaux, le management ou toute activité nécessitant de l'empathie et de la négociation²⁷.

automatiser les réponses aux questions clients ou les *scripts* de vente) ou les opérateurs de saisie de données ou effectuant des tâches répétitives similaires (ces tâches peuvent être directement réalisées par des systèmes automatisés de traitement d'informations).

²⁷ Malgré cela, il reste une attente forte d'interaction entre l'IA et les êtres humains dans un ensemble de métiers, et en particulier relationnels, non en raison de leurs capacités supérieures, mais de leur humanité même.

5.1.5 Un processus dynamique de destruction créatrice

Placés dans une perspective schumpétérienne (Schumpeter, 1942), les effets de l'IA s'inscrivent dans un mécanisme de destruction créatrice comparable à celui observé lors des révolutions industrielles et technologiques passées. L'histoire montre que l'introduction de nouvelles technologies engendre, dans un premier temps, une destruction d'emplois dans les secteurs directement substitués. Toutefois, à moyen et long terme, ces pertes tendent à être compensées, voire dépassées, par la création de nouvelles activités, souvent situées dans des domaines inattendus (Brynjolfsson *et al.*, 2021). Dans une lecture prospective, ce mécanisme peut être interprété comme une dynamique de transition systémique, combinant déstabilisation du régime existant et émergence de nouvelles niches d'activité.

Comme le rappellent Hunt *et al.* (2022), les entreprises qui adoptent l'IA présentent des taux de création et de destruction d'emplois plus élevés que celles qui ne l'utilisent pas, illustrant une intensification des dynamiques de réallocation du travail. Les auteurs mettent toutefois davantage en évidence une corrélation positive entre recours à l'IA et intensité des flux d'emploi que l'identification d'une relation causale.

L'effet net de l'IA sur l'emploi dépend donc de l'équilibre entre deux forces antagonistes :

- d'un côté, la réduction de la demande de travail dans les tâches ou métiers où l'IA constitue un **substitut direct** ;
- de l'autre, l'amplification de la demande de travail liée aux gains de productivité, à l'expansion des revenus et à l'émergence de **nouvelles tâches complémentaires** à la technologie.

L'intelligence artificielle peut également jouer un rôle indirect dans l'amélioration du fonctionnement des marchés du travail. Belot *et al.* (2022) suggèrent ainsi que l'IA pourrait être utilisée pour fournir de meilleurs conseils aux demandeurs d'emploi éloignés du marché, facilitant leur insertion et réduisant le chômage de longue durée. En conséquence, l'IA pourrait contribuer non seulement à accroître la productivité globale, mais aussi à renforcer l'efficacité des politiques d'emploi en permettant un ciblage plus précis, un accompagnement individualisé et un meilleur appariement sur le marché du travail.

En somme, les effets à long terme de l'IA s'annoncent considérables, mais ambivalents. Leur trajectoire dépendra de la manière dont les économies arriveront à gérer le processus de destruction créatrice et accompagner les transitions professionnelles.

5.1.6 Un progrès technique historiquement biaisé en faveur des qualifiés

Les révolutions technologiques du XX^e siècle ont montré que le progrès technique pouvait favoriser les travailleurs les plus qualifiés. Acemoglu (2002) décrit ce phénomène comme un « progrès technique biaisé », caractérisé par une complémentarité accrue entre les nouvelles technologies et le travail hautement qualifié, tandis que les travailleurs faiblement ou moyennement qualifiés se trouvent relativement substitués. Cette dynamique a conduit à une hausse de la demande de travail qualifié, renforçant ainsi les inégalités salariales et sociales.

La mécanisation du début du XX^e siècle, puis la robotisation de la fin du siècle dernier ont fortement affecté les travailleurs manuels peu qualifiés, entraînant des destructions d'emplois dans les secteurs industriels traditionnels (Frey et Osborne, 2017 ; Acemoglu et Restrepo, 2020). Au contraire, les techniciens spécialisés et les professions d'encadrement ont bénéficié des innovations de l'époque. L'informatisation a quant à elle provoqué une polarisation du marché du travail : les travailleurs moyennement qualifiés, occupés à des tâches cognitives routinières, ont été particulièrement touchés, tandis que la demande pour les professions hautement qualifiées a fortement augmenté (Goldin et Katz,

2007). Les travailleurs non qualifiés exerçant des tâches non routinières ont, en revanche, relativement échappé à cette dynamique négative (Maarten *et al.*, 2009).

5.1.7 L'intelligence artificielle : une rupture dans cette dynamique historique

Avec l'intelligence artificielle, le schéma semble s'inverser. Contrairement aux vagues précédentes, l'IA apparaît susceptible de menacer davantage les professions hautement qualifiées. Webb (2020) montre que l'exposition aux robots est inversement corrélée au niveau d'éducation tandis que l'exposition à l'IA croît avec celui-ci²⁸. En d'autres termes, plus un travailleur est diplômé, plus il est exposé à l'IA. Toutefois, exposition ne signifie pas nécessairement substitution effective : le fait que les tâches des travailleurs qualifiés soient plus fréquemment concernées par l'IA n'implique pas qu'ils soient proportionnellement les plus vulnérables en termes d'emploi.

Cette spécificité s'explique par la capacité de l'IA à prendre en charge des tâches cognitives non routinières, qui constituaient jusqu'à récemment un domaine de spécialisation des professions les plus qualifiées. Des métiers tels que la programmation informatique, l'analyse financière, la traduction ou même certaines fonctions juridiques et médicales peuvent désormais être partiellement automatisés par les modèles de langage et les systèmes de traitement automatisé. Les modèles génératifs représentent à cet égard un tournant majeur, capables de produire des textes, du code informatique ou des images avec une rapidité et une précision croissantes (Eloundou *et al.*, 2023). Dans le même temps, plusieurs travaux (cf. chapitre 4) montrent que les gains de productivité associés à ces outils sont particulièrement élevés pour les travailleurs les moins expérimentés ou initialement les moins performants, qu'ils soient peu ou fortement qualifiés. Autrement dit, l'IA tend à réduire les écarts de performance au sein d'une même profession.

Cependant, malgré ce potentiel de substitution, les recherches suggèrent que les niveaux d'emploi n'ont pas significativement diminué depuis l'introduction de l'IA. Les entreprises ont davantage procédé par ajustements internes, en réaffectant les travailleurs à d'autres tâches ou en modulant leur politique de recrutement. Ainsi, l'effet visible de l'IA sur les licenciements reste limité, contrairement aux inquiétudes initiales. Cette dynamique est cohérente avec l'idée que les entreprises déploient prioritairement l'IA là où les gains marginaux sont les plus importants, souvent pour assister les travailleurs les moins productifs plutôt que pour remplacer immédiatement les profils les plus qualifiés et expérimentés. L'IA introduirait ainsi une dissociation entre exposition technologique (plus forte pour les qualifiés) et risque effectif de substitution (qui peut demeurer concentré sur certains segments moins qualifiés ou moins expérimentés).

5.1.8 L'impact différencié de l'IA sur les professions qualifiées

L'IA ne constitue toutefois pas uniquement une menace pour les professions qualifiées. Elle ouvre également des perspectives de complémentarité pour ceux-ci. Deux facteurs jouent en ce sens. D'une part, les emplois hautement qualifiés concentrent une large part des tâches complémentaires à l'IA, qu'il s'agisse de la supervision des systèmes, de leur interprétation ou de leur intégration dans les processus productifs. D'autre part, les travailleurs qualifiés disposent généralement d'une plus grande capacité de mobilité professionnelle, leur permettant de passer d'un emploi menacé à un emploi en expansion, souvent dans des domaines liés à la technologie.

Toutefois, l'impact ne sera pas homogène au sein des professions qualifiées. Les métiers reposant fortement sur la production de contenu écrit ou sur la programmation apparaissent particulièrement exposés, en raison de la concurrence directe des modèles génératifs. À l'inverse, les professions

²⁸ Voir l'application wallonne du chapitre 3.

nécessitant un haut degré de jugement, de créativité ou de responsabilité sociale pourraient tirer davantage parti de l'IA comme outil d'assistance²⁹.

Cette hétérogénéité des effets est également soulignée par l'OCDE (Milanez, 2023), qui met en avant deux aspects :

- d'une part, les différences entre professions quant à leur **exposition à la substitution ou à la complémentarité** avec l'IA ;
- d'autre part, les **disparités générationnelles**. Les travailleurs plus âgés apparaissent plus vulnérables, en raison d'une moindre propension à se former et d'une attitude souvent plus sceptique vis-à-vis des technologies. Ces éléments renforcent leur risque d'être défavorablement impactés par le développement de l'IA³⁰.

À ce propos, une inquiétude grandissante concerne l'impact de l'IA générative sur l'emploi des jeunes, notamment en début de carrière. Ainsi, Brynjolfsson *et al.* (2025) vérifient que, depuis l'adoption généralisée de l'IA générative, les travailleurs en début de carrière (âgés de 22 à 25 ans) dans les professions les plus exposées à l'IA ont connu une baisse relative de 13 % de l'emploi. Ces baisses d'emplois sont concentrées dans des métiers où les IA génératives ont le plus de chances d'automatiser plutôt que d'augmenter le travail humain. En revanche, les auteurs constatent que l'emploi des travailleurs dans des domaines moins exposés et celui des travailleurs plus expérimentés dans ces mêmes professions sont restés stables ou ont continué à augmenter.

L'IA pourrait donc introduire une rupture majeure dans la dynamique historique du progrès technique. Plutôt que de renforcer systématiquement la demande de travail qualifié, elle pourrait en redéfinir les contours, en menaçant certaines professions hautement diplômées tout en créant de nouvelles opportunités dans d'autres segments spécialisés. Cette évolution pourrait accentuer la fragmentation du marché du travail et requérir une adaptation rapide des systèmes de formation et de reconversion.

5.2. REQUALIFICATION ET ADAPTATION DES COMPÉTENCES

Face aux mutations profondes que l'intelligence artificielle impose au marché du travail, la question de la requalification des travailleurs et de l'adaptation des compétences apparaît cruciale. L'automatisation intelligente ne supprime pas seulement des emplois ; elle transforme aussi les tâches à accomplir, modifiant les savoir-faire requis. Cette dynamique nécessite un effort concerté des individus, des entreprises et des institutions éducatives pour accompagner la transition vers de nouvelles formes de travail.

5.2.1 Nécessité de formation continue et apprentissage tout au long de la vie

L'un des principaux défis associés à l'IA réside dans l'accélération de l'obsolescence des compétences technologiques. Les savoir-faire techniques et méthodologiques se périment rapidement dans un environnement caractérisé par une innovation continue (Manyika *et al.*, 2017b). Afin de prévenir le chômage technologique, les travailleurs doivent s'inscrire dans une dynamique de formation continue, leur permettant d'actualiser et d'adapter leurs compétences.

L'apprentissage tout au long de la vie s'impose ainsi comme une stratégie indispensable, comme un facteur de résilience systémique face aux chocs technologiques. Selon la Commission européenne (2016), cet apprentissage favorise la flexibilité et la résilience des travailleurs en leur permettant de

²⁹ *Ibid.*

³⁰ Toutefois, l'expérience accumulée peut également constituer un facteur de protection : elle confère une connaissance tacite des situations de travail, une capacité de jugement et une maîtrise contextuelle que les systèmes d'IA reproduisent imparfaitement. Ainsi, si les travailleurs plus âgés peuvent être plus exposés aux difficultés d'adaptation technologique, leur expérience peut simultanément réduire leur risque de substitution directe.

s'ajuster aux transformations des emplois. De plus, les compétences transversales telles que la créativité, la résolution de problèmes complexes, la collaboration ou la pensée critique deviennent centrales dans ce contexte, car elles sont moins facilement automatisables (World Economic Forum, 2020).

5.2.2 Rôle des systèmes éducatifs

Les systèmes éducatifs traditionnels, souvent centrés sur l'acquisition de connaissances fixes, doivent se réinventer pour mieux préparer les individus aux métiers de demain. Cela implique notamment :

- une intégration plus forte des compétences numériques dès le plus jeune âge (OECD, 2019c) ;
- le développement d'enseignements interdisciplinaires qui combinent sciences, technologies, ingénierie et mathématiques (STEM) pour stimuler la polyvalence (Frey et Osborne, 2017) ;
- l'introduction de formations ciblées sur l'IA, la *data science* et les technologies émergentes.

Par ailleurs, les établissements d'enseignement supérieur et la formation professionnelle doivent s'adapter pour offrir des cursus flexibles et modulaires, permettant aux adultes en reconversion d'accéder rapidement aux compétences demandées (Cedefop, 2018).

5.2.3 Politiques publiques et reconversion professionnelle

Les politiques publiques jouent un rôle déterminant pour accompagner la transformation du marché du travail. Plusieurs leviers peuvent être mobilisés :

- le financement massif des programmes de formation et d'accompagnement à la reconversion, notamment pour les travailleurs les plus vulnérables ;
- la promotion de partenariats entre entreprises, établissements éducatifs et autorités publiques pour aligner les offres de formation avec les besoins réels des employeurs ;
- la mise en place de dispositifs de soutien spécifiques (par exemple, le compte personnel de formation en France, voir Dufresne, 2020) qui permettent aux salariés de capitaliser des droits à la formation ;
- l'accompagnement social et psychologique des travailleurs confrontés à la transition, afin de prévenir l'exclusion et le décrochage professionnel.

5.2.4 Inégalités d'accès à la formation et risques de fracture sociale

Malgré ces efforts, l'accès à la formation continue reste inégal, ce qui peut accentuer les disparités socio-économiques. Les travailleurs peu qualifiés, souvent plus exposés à l'automatisation, ont par ailleurs souvent un accès réduit aux opportunités de requalification via des compétences IA (Crouch, 2019). Ce phénomène peut creuser le fossé entre travailleurs « augmentés » par l'IA et travailleurs « laissés pour compte ».

La fracture sociale liée à l'accès aux compétences devient donc une priorité à traiter pour éviter une aggravation des inégalités sur le marché du travail (Blenden et Machin, 2020). Ainsi, même si l'IA expose davantage les travailleurs qualifiés à un risque de substitution, la véritable ligne de fracture se situe dans la capacité d'adaptation et d'actualisation des compétences, ce qui renforce les inégalités entre travailleurs capables de se repositionner et ceux qui ne le peuvent pas. Ceci pourrait expliquer l'impact différencié de l'IA sur les métiers peu qualifiés et plus qualifiés.

5.3. INÉGALITÉS ÉCONOMIQUES, SOCIALES ET GÉOGRAPHIQUES

L'intelligence artificielle ne transforme pas seulement la nature de l'emploi ; elle influence aussi profondément la répartition des richesses, des compétences et des opportunités entre individus, entreprises, régions et pays. Si elle ouvre des perspectives prometteuses, elle risque aussi d'accentuer des inégalités économiques, sociales et géographiques déjà présentes. Cette section explore ces disparités sous plusieurs angles : concentration des bénéficiaires, fracture numérique et technologique, ainsi que les conséquences sur les inégalités socio-économiques.

5.3.1 Concentration des bénéficiaires : grandes entreprises et zones technologiques

L'essor de l'IA bénéficie principalement à un nombre restreint d'acteurs économiques capables d'investir massivement dans la recherche, les infrastructures et les talents spécialisés (Zuboff, 2019). Les géants du numérique, tels que *Google*, *Amazon*, *Microsoft*, *Facebook* et *Apple*, dominent le marché de l'IA grâce à leurs ressources financières et à l'accès à des volumes colossaux de données (Eeckhout, 2025 ; Buzzeli et Nicoli, 2025).

Cette concentration renforce les positions dominantes de ces entreprises, créant des effets de réseaux et d'économies d'échelle difficiles à concurrencer (Cockburn *et al.*, 2018). Elle aboutit à une redistribution des revenus qui favorise les propriétaires du capital technologique et les profils très qualifiés, au détriment des salariés peu qualifiés et des PME.

De même, certaines régions urbaines ou technologiques, comme la *Silicon Valley*, Beijing ou Bangalore, attirent la majorité des investissements en IA, concentrant les compétences et les emplois les mieux rémunérés (Saxenian, 1994). Cette dynamique accentue les disparités territoriales, creusant des écarts entre zones d'innovation et zones périphériques et créant un effet d'agglomération susceptible d'entraîner des trajectoires territoriales divergentes.

5.3.2 Risques de fracture technologique entre pays industrialisés et en développement

À l'échelle internationale, la diffusion inégale de l'IA risque d'aggraver la fracture numérique entre pays développés et pays en développement (McKinsey Global Institute, 2019). Ces derniers ont souvent un accès limité aux infrastructures numériques, à la formation et aux capitaux nécessaires pour investir dans ces technologies.

L'automatisation peut également freiner le développement de certains secteurs traditionnels d'emploi dans les pays émergents, en réduisant l'avantage comparatif lié au faible coût du travail, notamment dans l'industrie manufacturière et l'agriculture (World Bank, 2019). Par ailleurs, la dépendance aux technologies étrangères peut accroître la vulnérabilité économique et politique des pays en développement.

Toutefois, certains pays émergents tirent parti des nouvelles technologies pour accélérer leur croissance et développer des niches innovantes (Gereffi, 2020). L'enjeu est donc d'accompagner ces dynamiques tout en limitant les effets d'exclusion.

5.3.3 Inégalités internes : revenus et accès à la formation

Au sein même des sociétés, l'IA peut renforcer les inégalités socio-économiques. Les travailleurs disposant de compétences élevées et d'un accès à la formation continue bénéficient d'une meilleure insertion dans les emplois de qualité. À l'inverse, ceux qui occupent des emplois routiniers moins qualifiés sont plus exposés au risque de chômage ou de précarisation (Autor, 2015).

Les disparités d'accès à la formation, aux outils numériques et aux ressources éducatives amplifient ces écarts (OECD, 2020). Les groupes vulnérables, comme les travailleurs âgés ou issus de milieux défavorisés, sont souvent les moins bien préparés pour s'adapter aux changements induits par l'IA.

Les disparités salariales peuvent également s'accroître, avec une concentration des revenus au sommet des hiérarchies professionnelles, renforcée par la demande croissante de compétences rares en IA (Pouliakas et Santangelo, 2025).

5.3.4 Vers une responsabilité sociale et économique partagée

Face à ces risques, plusieurs voix appellent à une gouvernance inclusive et responsable de l'IA, qui intègre la justice sociale comme un objectif central (Cath *et al.*, 2018). Un tel objectif ne peut être atteint que par des politiques redistributives, des mécanismes de protection sociale adaptés et des investissements ciblés pour réduire la fracture numérique et soutenir les populations en transition. L'éthique de l'IA, la transparence des algorithmes et la protection des droits des travailleurs sont aussi des dimensions clés pour construire une économie numérique plus équitable (Jobin *et al.*, 2019).

Après avoir exploré les profondes transformations que l'intelligence artificielle engendre sur le marché du travail, les compétences requises et les inégalités économiques, il apparaît clairement que ces évolutions soulèvent des questions cruciales quant à leur gouvernance. Les impacts sociaux et économiques de l'IA ne peuvent être pleinement compris ni maîtrisés sans une réflexion approfondie sur les cadres réglementaires et les politiques publiques à mettre en œuvre. C'est précisément l'objet du chapitre 6.

Encadré n° 6 : Facteurs de changement identifiés

Ce chapitre a mis en évidence une dynamique ambivalente : l'IA ne détruit pas massivement l'emploi à court terme, mais reconfigure en profondeur les compétences, les inégalités et les rapports entre qualification et technologie.

Tendances lourdes et éléments de blocage

La tendance dominante du chapitre 5 est celle d'une transformation progressive plutôt qu'un choc brutal sur l'emploi. À court terme, les données disponibles (OCDE, FMI, OIT) ne montrent pas de baisse significative de l'emploi agrégé, ce qui suggère une diffusion encore partielle de l'IA et une phase d'expérimentation organisationnelle. En revanche, une tendance lourde se dessine dans la recomposition des tâches : montée en puissance des compétences STEM, hybridation des métiers et redéfinition des frontières entre substitution et complémentarité. L'IA se distingue des révolutions précédentes en exposant davantage les professions hautement qualifiées, notamment celles fondées sur des tâches cognitives non routinières. Toutefois, des blocages structurels persistent : lenteur de diffusion, coûts d'intégration, résistance organisationnelle, inégalités d'accès à la formation continue et dépendance aux capacités d'adaptation des individus. L'impact réel dépendra donc moins de la capacité technique de l'IA que de la gestion institutionnelle de la transition.

Forces motrices

Les forces « *pushing* » relèvent de la capacité technologique croissante de l'IA à automatiser des tâches cognitives complexes (langage, analyse, vision), ce qui élargit son champ d'application à des métiers qualifiés autrefois protégés. Les modèles génératifs accélèrent cette dynamique en touchant directement les métiers de la programmation, de la rédaction, de l'analyse ou du conseil. Les forces « *pulling* » sont multiples : recherche de gains de productivité, pénuries de main-d'œuvre dans certains secteurs, besoin d'optimiser l'allocation des talents et d'améliorer l'efficacité des politiques d'emploi. Dans une logique schumpétérienne, l'IA alimente un processus de destruction créatrice : destruction de certaines tâches, création de nouvelles activités et

intensification des mouvements de main-d'œuvre entre activités et secteurs. Les entreprises qui adoptent l'IA accroissent la demande de profils techniques et scientifiques, ce qui renforce l'attractivité des formations spécialisées et stimule les politiques publiques de requalification.

Signaux faibles

Plusieurs signaux faibles confirment la profondeur de la transformation à venir : (1) la forte exposition estimée des emplois dans les économies avancées – jusqu'à 60 % selon certaines études –, (2) la progression rapide des offres d'emploi liées à l'IA et (3) l'augmentation continue de la part des compétences numériques dans les recrutements. Toutefois, des signaux contradictoires atténuent les scénarios catastrophistes : (1) seule une fraction des tâches techniquement exposées est effectivement automatisée, (2) l'IA agit souvent comme outil d'assistance plutôt que de remplacement intégral et (3) l'humain conserve un avantage comparatif dans les compétences émotionnelles, relationnelles et contextuelles. Un autre signal ambigu concerne les inégalités : si l'IA expose davantage les diplômés à la substitution, la véritable fracture semble se situer dans la capacité d'adaptation et d'accès à la formation continue. Enfin, la concentration des bénéfices dans de grandes entreprises technologiques et dans des pôles comme la *Silicon Valley* suggère un risque d'accentuation des inégalités territoriales, à moins d'une gouvernance inclusive et redistributive.

6. Perspectives et enjeux de régulation économique

Ce sixième chapitre s'attache à ouvrir la réflexion sur des futurs possibles de l'économie numérique portée par l'IA, en mettant en lumière des scénarios d'évolution technologique et leurs implications. Il examine également les défis majeurs liés à la régulation, à la fiscalité, à la protection des données et à l'éthique, ainsi que la nécessité d'une coopération internationale pour instaurer une gouvernance globale équilibrée. Ce faisant, ce chapitre propose quelques pistes pour orienter le développement de l'intelligence artificielle vers un avenir économique durable et inclusif.

6.1. SCÉNARIOS D'ÉVOLUTION ÉCONOMIQUE À MOYEN ET LONG TERME

6.1.1 IA générative, IA embarquée et IA collaborative

L'intelligence artificielle ne cesse d'évoluer en complexité et en champ d'application, ce qui traduit une dynamique d'accélération technologique caractéristique des phases d'émergence d'un nouveau paradigme sociotechnique. L'IA générative, notamment popularisée par les modèles de langage de grande taille (*Large Language Models, LLM*) marque un tournant dans la capacité des machines à produire des contenus originaux, qu'il s'agisse de textes, d'images, de musique ou même de code informatique (Brown *et al.*, 2020). Cette évolution ouvre des perspectives inédites pour la créativité et la personnalisation de masse, mais aussi pour l'automatisation de tâches complexes dans des secteurs comme le design, la publicité ou le développement logiciel (OpenAI, 2023). Elle constitue un signal fort d'élargissement du champ d'automatisation à des activités cognitives auparavant considérées comme peu substituables.

Parallèlement, l'IA embarquée (*edge AI*), intégrée directement dans des dispositifs physiques tels que les véhicules autonomes, les robots d'assistance ou les objets connectés, transforme les interactions homme-machine en permettant des traitements et prises de décision en temps réel, au plus près des données. Les travaux récents sur l'IA embarquée soulignent son rôle central dans la réduction de la latence, l'amélioration de la confidentialité des données et l'optimisation énergétique des systèmes intelligents (Shi *et al.*, 2022 ; Zhou *et al.*, 2023). Cette dynamique soutient notamment le développement de la mobilité autonome, de la domotique intelligente et des systèmes industriels cyberphysiques de nouvelle génération.

Enfin, l'IA collaborative (*human-centered AI*) vise à renforcer la coopération entre humains et machines. Plutôt que de substituer l'intervention humaine, ces systèmes sont conçus pour augmenter les capacités cognitives, améliorer la qualité des décisions et soutenir l'expertise humaine. Les recherches récentes sur l'IA générative et les systèmes d'aide à la décision montrent que ces outils peuvent accroître la performance et l'apprentissage des utilisateurs, à condition d'un encadrement organisationnel adéquat (Dell'Acqua *et al.*, 2023 ; Bansal *et al.*, 2023). Cette approche d'« IA augmentée » ouvre ainsi la voie à une complémentarité renforcée entre intelligence humaine et artificielle, où la valeur économique repose sur la coévolution des compétences humaines et des systèmes intelligents.

6.1.2 Scénarios optimistes vs pessimistes

Les projections à moyen et long terme autour de l'IA oscillent entre scénarios très optimistes et scénarios pessimistes, reflétant la complexité des dynamiques économiques, sociales et éthiques. Cette polarisation renvoie à une incertitude critique quant à la capacité des institutions à encadrer la diffusion technologique.

Synthétiquement :

- les **scénarios optimistes** misent sur une diffusion large et équitable de l'IA, favorisant une croissance économique inclusive, une amélioration significative de la qualité de vie et la résolution de grands défis globaux (Brynjolfsson et McAfee, 2017). Par exemple, l'IA pourrait contribuer à accélérer la transition énergétique, optimiser la gestion des ressources naturelles ou encore améliorer la prévention sanitaire à grande échelle (Manyika *et al.*, 2017b) ;
- inversement, les **scénarios pessimistes** mettent en garde contre les risques de concentration extrême des richesses, de chômage technologique massif, de perte de contrôle sur les systèmes automatisés, voire d'atteintes à la vie privée et aux libertés fondamentales (Bostrom, 2014 ; Zuboff, 2019). Ces risques soulignent l'importance d'une gouvernance proactive et éthique.

6.2. RÔLE DE LA RÉGULATION ET DES POLITIQUES ÉCONOMIQUES

6.2.1 Fiscalité, marché du travail et protection des données

L'essor de l'intelligence artificielle pose de nombreux défis pour les politiques publiques, notamment en matière de fiscalité, de marché du travail et de protection des données personnelles et place la régulation au rang de variable motrice déterminante pour l'évolution du système économique.

Sur le plan fiscal, la transformation profonde induite par l'IA pourrait remettre en cause les bases traditionnelles de l'imposition. Par exemple, la réduction des emplois dans les secteurs dans lesquels les emplois sont plus à risque de substitution à l'IA pourrait entraîner une érosion des recettes fiscales liées à l'impôt sur le revenu et aux cotisations sociales (OECD, 2019a)³¹. Par ailleurs, la concentration des revenus dans les entreprises technologiques dominantes pose la question d'une taxation plus ciblée sur les profits générés par l'IA (Zucman, 2015). Ce déplacement des bases fiscales constitue un point de tension susceptible de provoquer des ajustements structurels des systèmes redistributifs.

Plusieurs propositions ont émergé, comme l'instauration d'une « taxe robot » destinée à compenser la destruction d'emplois ou à financer la formation professionnelle des travailleurs déplacés (Arntz *et al.*, 2016). Toutefois, ces mesures suscitent des débats sur leur efficacité réelle et leurs impacts potentiels sur l'innovation et la compétitivité, illustrant le dilemme prospectif classique entre stimulation de l'innovation et correction des externalités sociales.

Concernant le marché du travail, les politiques publiques doivent s'adapter aux transformations induites par l'IA, notamment en renforçant la formation continue et la requalification des salariés (World Economic Forum, 2025). La rapidité des changements technologiques nécessite de nouveaux dispositifs d'apprentissage tout au long de la vie, d'orientation professionnelle et d'accompagnement des transitions.

Les enjeux liés à la protection des données sont cruciaux, car le développement des modèles de l'IA repose massivement sur l'exploitation de grandes quantités d'informations personnelles. Le Règlement général sur la protection des données (RGPD) en Europe constitue un cadre avancé, posant des principes stricts de consentement, de transparence et de contrôle des données (Voigt et Von dem Bussche, 2017) ; il représente un exemple de tentative d'anticipation réglementaire face aux risques systémiques liés à l'exploitation massive des données³². Toutefois, l'équilibre entre innovation

³¹ Ce débat s'inscrit toutefois dans une tendance plus large et de long terme, marquée par une diminution relative de la part du travail dans la valeur ajoutée au profit du capital. Dès lors, l'enjeu est de déterminer si l'IA constitue une simple prolongation de cette dynamique ou si elle en modifie l'ampleur et la nature. En ce sens, l'IA pourrait accentuer ce déplacement en accélérant la substitution du capital algorithmique au travail humain dans certaines tâches, mais aussi en renforçant les rendements d'échelle et la concentration des profits. Elle ne créerait donc pas nécessairement une rupture complète, mais pourrait amplifier une trajectoire déjà à l'œuvre, avec des effets potentiellement plus rapides et plus concentrés sectoriellement.

³² L'irruption du robot conversationnel chinois *DeepSeek* a stupéfié l'industrie de la *tech* par sa capacité à égaler ses concurrents américains pour un coût moindre, rebattant les cartes de l'intelligence artificielle. Mais ce *chatbot* à peine lancé, plusieurs gouvernements ont restreint son utilisation, invoquant des menaces pour la sécurité nationale ou de potentielles fuites

et protection reste délicat à trouver, notamment dans des secteurs comme la santé ou la finance, où l'accès aux données est crucial et stratégique.

Enfin, la question de la responsabilité en cas de décisions prises par des systèmes autonomes nécessite une adaptation des cadres juridiques. Qui est responsable en cas d'erreur ou d'accident impliquant une IA ? Et quid des effets induits par l'utilisation de l'IA, même en l'absence d'erreur³³ ? Ce débat est central pour assurer la confiance des utilisateurs et la sécurité des déploiements (Calo, 2016). L'absence de clarification pourrait constituer un facteur de blocage freinant la diffusion de certaines applications critiques.

6.2.2 IA éthique et durable

La montée en puissance de l'IA soulève également des enjeux éthiques majeurs. Il s'agit de garantir que les systèmes d'IA respectent les droits fondamentaux, évitent les biais discriminatoires et agissent de manière transparente et explicable (Jobin *et al.*, 2019). La question de la responsabilité, juridique et sociétale, des entreprises proposant des services à base d'IA quant aux effets de ceux-ci est également posée (Nourooz Pour, 2023). Ces enjeux traduisent l'émergence d'une demande sociale de redevabilité algorithmique.

Des initiatives internationales, telles que les principes éthiques de l'UNESCO sur l'intelligence artificielle (UNESCO, 2022), visent à poser des cadres communs pour un développement responsable, signalant une tentative de convergence normative à l'échelle mondiale. Ces principes insistent sur la nécessité d'une IA centrée sur l'humain, respectueuse de la vie privée, de la justice et de la durabilité environnementale.

À ce propos, la consommation énergétique croissante des infrastructures d'IA, notamment pour l'entraînement des modèles massifs, pose un défi environnemental. Ce paramètre environnemental constitue une variable longtemps marginale, mais désormais stratégique dans l'évaluation des trajectoires futures de l'IA. Des recherches récentes appellent à développer des IA « vertes » en optimisant l'efficacité énergétique et en privilégiant des architectures moins gourmandes (Strubell *et al.*, 2019).

Oliveira *et al.* (2026) examinent la consommation d'énergie et l'empreinte carbone des systèmes d'IA à travers leur cycle de vie, et concluent que la demande en énergie et les émissions associées sont souvent très élevées, avec une forte dépendance au mix énergétique et au matériel utilisé. Les gains d'efficacité obtenus par certaines techniques ne suffisent pas à compenser l'impact total, notamment en raison d'effets de rebond³⁴ et de l'absence de mesures normalisées. Les auteurs insistent sur la nécessité d'intégrer des contraintes environnementales dans la conception et la gouvernance des IA pour assurer une intelligence artificielle durable.

L'intégration des critères éthiques et environnementaux dans la conception et le déploiement de l'IA devient un impératif pour éviter des externalités négatives lourdes à moyen terme et pour inscrire son développement dans une logique de soutenabilité forte.

d'informations sensibles. Voir : <https://www.rtf.be/article/intelligence-artificielle-pourquoi-certains-pays-interdisent-ils-deepseek-11505609>

³³ Voir le procès Instagram en cours aux États-Unis.

³⁴ Quand une technologie devient plus efficace et moins coûteuse à utiliser, on s'en sert davantage, ce qui peut finalement augmenter la consommation totale d'énergie.

6.3. NÉCESSITÉ D'UNE GOUVERNANCE MONDIALE DE L'IA

6.3.1 Coopération internationale et régulation globale

L'intelligence artificielle est une technologie globale par nature dont les impacts transcendent les frontières nationales. Elle peut être qualifiée d'infrastructure stratégique mondiale, au même titre que l'énergie ou les télécommunications. Cela implique une coordination internationale forte pour éviter une « course à l'IA » non régulée, susceptible d'engendrer des risques pour la sécurité, la souveraineté et la stabilité économique (Russell, 2019).

Les organisations internationales telles que l'OCDE et la Commission européenne travaillent à élaborer des standards et des recommandations pour encadrer l'IA, dans une logique de coordination multiniveau visant à limiter les divergences réglementaires (OECD, 2019b ; European Commission, 2021). La création de cadres normatifs communs est essentielle pour favoriser l'interopérabilité, la confiance et la protection des droits³⁵.

Toutefois, les divergences géopolitiques entre grandes puissances (États-Unis, Chine, Union européenne) compliquent la mise en place d'une gouvernance mondiale harmonisée (Lee et Mendelson, 2020), créant un risque de fragmentation normative et de compétition stratégique durable. Ces tensions soulignent la nécessité d'un dialogue continu et de mécanismes d'arbitrage efficaces.

Plus largement, l'IA pose d'importants problèmes de souveraineté, dans un contexte où les capacités d'innovation et les infrastructures essentielles à son fonctionnement sont concentrées aux États-Unis et en Chine.

6.3.2 Place des pays en développement

Les pays en développement se trouvent à un carrefour délicat dans la révolution de l'IA. Ils constituent un point d'incertitude quant à l'inclusivité de la transition numérique globale. Si ces pays peuvent tirer parti de ces technologies pour accélérer leur développement économique et social, ils font aussi face à des risques d'exclusion numérique et technologique (UNCTAD, 2021). L'accès aux infrastructures numériques et le développement des compétences sont des prérequis pour ne pas rester marginalisés. Par ailleurs, la dépendance vis-à-vis des grandes entreprises étrangères dominantes dans le domaine de l'IA peut freiner l'émergence de capacités locales (Manyika *et al.*, 2017b).

Des initiatives de coopération technique et financière, ainsi que le transfert de technologies adaptées, sont donc indispensables pour une intégration inclusive de l'IA dans les pays en développement (World Bank, 2020), afin d'éviter un scénario de dépendance technologique structurelle.

Encadré n 7 : Facteurs de changement identifiés

Ce chapitre a souligné que la trajectoire économique de l'IA pourrait moins dépendre de sa puissance technologique que de la qualité de sa régulation, de sa gouvernance internationale et des choix collectifs opérés en matière de redistribution et d'innovation, confirmant le rôle central des institutions comme acteurs stratégiques de la transition.

Tendances lourdes et éléments de blocage

Le chapitre 6 met en avant une tendance lourde vers l'institutionnalisation et la régulation croissante de l'intelligence artificielle. À mesure que l'IA devient une technologie systémique, les

³⁵ Le Sommet sur l'impact de l'IA 2026 à New Delhi s'est ainsi conclu par le soutien de 88 nations et organisations internationales à une déclaration historique appelant à une IA sûre, digne de confiance et démocratisée, même si certains observateurs soulignent que le texte ne contient que des engagements volontaires et non des mesures contraignantes pour réguler efficacement l'IA. Voir <https://www.france24.com/en/live-news/20260221-global-summit-calls-for-secure-trustworthy-and-robust-ai>

enjeux de transparence, de responsabilité, de protection des données et de sécurité prennent une place centrale dans le débat public. L'adoption de cadres juridiques comme l'« AI Act » porté par la Commission européenne illustre cette volonté d'encadrer les usages selon une approche graduée fondée sur le niveau de risque. Parallèlement, la nécessité d'une gouvernance mondiale s'impose comme une tendance forte, l'IA dépassant largement les frontières nationales. Toutefois, plusieurs blocages apparaissent : (1) fragmentation des cadres réglementaires entre grandes puissances, concurrence géopolitique, (2) difficulté d'harmoniser les normes et (3) tension permanente entre innovation rapide et régulation prudente. Le risque est double : soit une régulation trop faible favorisant les dérives éthiques et la concentration du pouvoir technologique, soit une régulation trop lourde, freinant l'innovation et la compétitivité.

Forces motrices

Les forces « *pushing* » proviennent ici des risques systémiques associés à l'IA : biais algorithmiques, opacité des modèles, désinformation, atteintes potentielles aux droits fondamentaux ou dépendance technologique stratégique. Ces risques créent une pression politique et sociale forte en faveur d'un encadrement normatif. Les forces « *pulling* » relèvent quant à elles de la recherche de compétitivité, de souveraineté numérique et de *leadership* technologique. Les États et les blocs régionaux souhaitent à la fois protéger leurs citoyens et soutenir l'émergence d'écosystèmes innovants capables de rivaliser à l'échelle mondiale. Les organisations internationales jouent un rôle d'attraction normative en proposant des principes communs (transparence, robustesse, responsabilité), favorisant une convergence minimale des standards. À cela s'ajoute une pression économique : pour que les gains de productivité et d'innovation se matérialisent à long terme, les acteurs doivent bénéficier d'un cadre stable, prévisible et propice à l'investissement.

Signaux faibles

Parmi les signaux faibles confirmant la montée en puissance d'une gouvernance structurée, on observe la multiplication d'initiatives nationales, de comités éthiques, de normes techniques et de coopérations internationales autour de la sécurité des systèmes d'IA avancés. La reconnaissance explicite du caractère « systémique » de l'IA suggère qu'elle est désormais traitée comme une infrastructure stratégique, comparable à l'énergie ou aux télécommunications. Toutefois, des signaux contradictoires subsistent : (1) rivalités technologiques entre grandes puissances, (2) stratégies industrielles protectionnistes et (3) asymétries de capacités réglementaires entre pays développés et émergents. Enfin, un signal particulièrement structurant concerne la redistribution des gains : si les bénéfices économiques de l'IA restent concentrés dans quelques entreprises et territoires, la pression sociale en faveur d'une fiscalité adaptée ou de mécanismes redistributifs pourrait s'intensifier. La gouvernance de l'IA apparaît ainsi non seulement comme un enjeu technique et juridique, mais aussi comme un levier de bifurcation décisif pour orienter la trajectoire socio-économique globale de cette technologie.

7. Conclusions et première lecture prospective

Ce septième et dernier chapitre présente les principales conclusions de cette étude relative aux effets potentiels de l'IA. Il aboutit à un premier filtre prospectif qui pourra aider à hiérarchiser les variables structurantes, à identifier les incertitudes critiques et à esquisser des trajectoires plausibles à moyen et long terme.

7.1. QUE RETENIR DE L'ÉTUDE ?

L'intelligence artificielle s'impose aujourd'hui comme l'une des révolutions technologiques majeures de notre époque, qui pourrait être comparable par son ampleur aux révolutions industrielles passées. Son impact potentiel sur l'économie mondiale est profond et multidimensionnel, suscitant autant les espoirs d'une croissance renouvelée que les craintes liées aux transformations sociales et aux risques d'exclusion. L'IA peut ainsi être interprétée comme une mégatendance technologique susceptible de reconfigurer durablement les régimes socio-économiques existants.

Ce Cahier de Prospective de l'IWEPS a proposé une exploration structurée à la fois des fondations conceptuelles et historiques de l'IA, de ses effets sur la productivité et la croissance, de ses implications sur l'emploi (avec application empirique) et sur les inégalités, et des défis de gouvernance et de régulation qu'elle pose. L'ensemble constitue une base d'analyse permettant d'alimenter la construction de scénarios contrastés.

7.1.1 Un potentiel de croissance, mais des difficultés de mise en œuvre

Le chapitre 2 a posé les bases conceptuelles indispensables pour comprendre ce qu'est l'IA, ses formes diverses – de l'IA « faible » à l'IA « forte », des techniques d'apprentissage supervisé ou non supervisé au *deep learning* –, et son émergence dans le paysage économique contemporain. L'intelligence artificielle n'est pas un concept univoque, mais un ensemble de technologies aux applications variées, allant de la reconnaissance vocale à la conduite autonome, en passant par la génération de contenus créatifs.

L'évolution technologique rapide, portée par l'essor du *big data*, des capacités de calcul massives et des avancées algorithmiques, a permis à l'IA de passer d'une vision expérimentale à un véritable moteur de transformation économique. Cette accélération peut être interprétée comme une dynamique d'innovation cumulative susceptible de provoquer des effets de seuil et des bifurcations technico-économiques. Les premières applications dans la finance, l'industrie et les services ont démontré le potentiel de gains d'efficacité et de productivité, stimulant l'intérêt des économistes et des décideurs.

Toutefois, cette transformation s'accompagne de difficultés de mise en œuvre. Les organisations doivent non seulement investir dans les technologies IA, mais aussi revoir leurs processus, former leurs collaborateurs et parfois repenser leur modèle d'affaires. Cette dimension organisationnelle constitue une variable clé dans la diffusion effective de l'innovation et peut ralentir ou accélérer la trajectoire de transformation selon les contextes sectoriels. Ce point souligne que l'IA est autant un défi organisationnel que technologique.

7.1.2 Une photographie des emplois wallons exposés à l'IA

Le chapitre 3 a proposé une cartographie de l'intensité actuelle d'exposition à l'IA des emplois en Wallonie. Cette photographie ne préjuge pas des évolutions effectives, mais met en évidence des zones de vulnérabilité et des potentiels de recomposition. En mobilisant une méthodologie récente, il est possible de mesurer l'intensité d'exposition des professions wallonnes à partir des aptitudes mobilisées et des progrès récents observés de l'IA, en particulier générative, afin d'objectiver un débat souvent polarisé entre alarmisme et optimisme technologique.

Les résultats soulignent une intensité moyenne d'exposition de l'emploi wallon à l'IA de l'ordre de 56,3 % – ce qui correspond à environ 814 000 emplois équivalents pondérés –, confirmant le caractère transversal de l'IA comme technologie d'usage général. La proportion d'emplois effectivement exposés à l'IA en Wallonie est quant à elle évaluée à 60 %, soit quelque 880 000 emplois.

L'exposition est particulièrement élevée pour les managers, les professions intellectuelles et scientifiques ainsi que les employés administratifs. Ces métiers mobilisent fortement des aptitudes cognitives, verbales et analytiques, proches des capacités actuelles des systèmes d'IA. À l'inverse, les professions manuelles ou physiques apparaissent nettement moins exposées, confirmant une polarisation cognitive des effets potentiels. Ces métiers peu qualifiés sont par contre davantage exposés à une automatisation non cognitive.

Le chapitre a également mis en évidence l'impact spécifique des technologies génératives en Wallonie. Les modèles de langage renforcent l'exposition des professions nombreuses dans l'enseignement, l'administration ou la gestion, tandis que la génération d'images concerne davantage certains métiers créatifs et techniques. En distinguant exposition et automatisation, l'étude souligne que l'IA ne signifie pas disparition des métiers mais transformation des tâches, des compétences et des organisations, avec des implications majeures pour la formation et l'adaptation du marché du travail.

7.1.3 Des effets contrastés sur la productivité et la croissance économique

Le chapitre 4 s'est concentré sur les effets macroéconomiques, avec un accent particulier sur la productivité et la croissance. L'IA, via l'automatisation intelligente qu'elle permet, promet une amélioration significative des processus de production, une réduction des coûts et une capacité accrue à innover. Elle agit potentiellement comme une technologie générique susceptible d'irriguer l'ensemble du système productif. Contrairement à l'automatisation mécanique traditionnelle, l'IA est capable de traiter des tâches plus complexes et adaptatives, générant des gains de productivité pouvant être substantiels.

Les analyses économiques suggèrent que l'IA pourrait alimenter une nouvelle phase de croissance tirée par l'innovation technologique, comparable aux révolutions industrielles antérieures. Toutefois, ce potentiel reste à confirmer sur le long terme. Plusieurs économistes soulignent le paradoxe apparent d'une productivité stagnante malgré les progrès technologiques récents, phénomène qualifié de « paradoxe de la productivité ».

Ce paradoxe reflète en partie les délais dans le déploiement massif des technologies, les défis d'intégration dans les systèmes existants et les besoins d'adaptation organisationnelle et sociale. Il constitue une incertitude critique quant au rythme et à l'ampleur des gains macroéconomiques futurs. La croissance économique induite par l'IA dépend donc fortement de facteurs complémentaires comme la formation, les infrastructures ou les régulations, conditions systémiques d'activation du potentiel technologique. Ainsi, bien que les premières études microéconomiques semblent suggérer un effet positif de certaines applications spécifiques à l'IA sur la productivité individuelle des travailleurs, il n'est pas encore possible de cerner de manière robuste l'impact global de l'IA sur la croissance.

7.1.4 Des transformations profondes du marché du travail et des inégalités

Le chapitre 5 a discuté des implications de l'intelligence artificielle sur l'emploi, le travail et les inégalités. Il montre que, malgré les inquiétudes de substitution massive, l'impact de l'IA reste limité à court terme, en raison d'une diffusion encore progressive. Les entreprises transforment néanmoins leurs besoins en compétences, en renforçant leur main-d'œuvre dans les disciplines STEM et en créant de nouveaux métiers liés à l'IA. À plus long terme, les projections soulignent des effets ambivalents : certains emplois seront remplacés tandis que d'autres seront améliorés. L'IA agit donc à la fois comme facteur de substitution et comme outil de complémentarité. Cette dynamique s'inscrit dans un processus de destruction créatrice comparable aux révolutions technologiques passées.

L'IA est susceptible de rompre avec les trajectoires historiques observées lors des vagues technologiques précédentes, en menaçant aussi certaines professions hautement qualifiées. Elle permet ainsi une automatisation des tâches cognitives complexes autrefois réservées aux diplômés. Des métiers comme la programmation, l'analyse financière ou la traduction sont particulièrement exposés. Toutefois, cette exposition n'implique pas systématiquement des suppressions massives d'emplois, car les entreprises réaffectent souvent leurs travailleurs. Dans le même temps, l'IA peut soutenir les professions qui exigent créativité, jugement ou interaction humaine. Cela génère une hétérogénéité des impacts selon les secteurs, les niveaux d'éducation et l'expérience professionnelle.

Face à ces mutations, la requalification devient essentielle pour éviter un creusement des inégalités. Sans politiques correctrices, un scénario de polarisation accrue pourrait se matérialiser. La formation continue et l'apprentissage tout au long de la vie apparaissent comme des réponses cruciales, permettant aux travailleurs de rester attractifs sur le marché du travail. Mais l'accès à ces dispositifs reste inégal, risquant d'accentuer la fracture sociale entre travailleurs « augmentés » et travailleurs « laissés pour compte ». À l'échelle mondiale, l'IA accentue aussi la concentration des bénéfices entre grandes entreprises et entre grandes zones d'innovation technologique, tout en creusant la fracture numérique entre pays industrialisés et émergents. Cette concentration constitue un facteur de tension systémique susceptible d'influencer la stabilité sociale et politique à moyen terme. Pour limiter ces écarts, des politiques publiques ambitieuses et une gouvernance inclusive de l'IA sont nécessaires afin d'exploiter son potentiel tout en garantissant davantage de justice sociale.

7.1.5 Gouvernance, régulation et enjeux éthiques : vers une IA responsable

Le chapitre 6 a exploré les perspectives de l'intelligence artificielle (IA) et leurs implications économiques, sociales et éthiques. Trois formes majeures d'IA sont présentées : l'IA générative, capable de créer du contenu original, l'IA embarquée, intégrée dans des dispositifs physiques comme les véhicules autonomes, et l'IA collaborative, conçue pour assister plutôt que remplacer l'humain. Ces évolutions ouvrent des opportunités considérables en matière de créativité, d'automatisation et de coopération homme-machine. Toutefois, elles suscitent également des interrogations sur la répartition des bénéfices et les risques associés. Les scénarios d'avenir oscillent entre visions optimistes, misant sur une croissance inclusive et durable, et visions pessimistes, centrées sur le chômage technologique et les atteintes aux libertés.

La régulation et les politiques économiques apparaissent comme des leviers essentiels pour encadrer l'essor de l'IA. Sur le plan fiscal, la concentration des richesses dans les grandes entreprises technologiques et la diminution potentielle de l'emploi remettent en cause les modèles traditionnels d'imposition. Des solutions comme la « taxe robot » ou le financement de la formation continue sont discutées, bien que controversées. Concernant le marché du travail, l'adaptation des compétences devient prioritaire face à la rapidité des transformations. Par ailleurs, la question de la protection des données et de la responsabilité juridique des systèmes autonomes demeure centrale. Enfin, la

dimension éthique, incluant la lutte contre les biais et l'impact environnemental des infrastructures, impose un développement de l'IA plus transparent et durable.

La dimension internationale constitue un enjeu clé, car l'IA dépasse les frontières nationales. Une gouvernance mondiale est souhaitable pour éviter une compétition non régulée entre grandes puissances, avec le risque de déséquilibres économiques et sécuritaires. Des organisations comme l'OCDE, l'ONU ou l'Union européenne cherchent à instaurer des normes communes, mais les divergences géopolitiques ralentissent ce processus. Les pays en développement occupent une position particulière : l'IA peut accélérer leur croissance, mais ils risquent aussi l'exclusion faute d'infrastructures et de compétences locales. Le transfert technologique, la coopération internationale et l'accès équitable aux ressources numériques deviennent alors indispensables. Ainsi, ce chapitre met en avant l'importance d'une gouvernance inclusive pour orienter l'IA vers un avenir responsable et partagé.

7.1.6 Enjeux et recommandations

L'intelligence artificielle est à la fois une source majeure d'opportunités économiques et un défi complexe à gérer. La réussite de sa transition économique dépendra de la capacité des acteurs publics et privés à intégrer les dimensions technologiques, humaines, sociales et éthiques dans une approche systémique. Elle dépendra également de la capacité collective à anticiper les ruptures potentielles et à agir de manière préventive plutôt que réactive.

Parmi les recommandations clés, émergent :

- **investir dans la formation et l'éducation** : préparer les travailleurs aux nouveaux métiers de l'IA, favoriser la requalification et renforcer les systèmes éducatifs et les dispositifs de formation continue pour accroître la résilience du système socio-économique face aux transformations ;
- **adapter les politiques fiscales et sociales** : réviser les modèles de taxation pour mieux refléter la nouvelle réalité économique tout en assurant un filet de sécurité aux populations fragilisées socio-économiquement, de manière à prévenir des trajectoires de polarisation excessive ;
- **mettre en place une régulation agile et éthique** : garantir que les technologies respectent les droits, la vie privée et les principes de justice, avec des mécanismes transparents et participatifs, afin de réduire les risques systémiques et d'augmenter la confiance collective ;
- **favoriser la coopération internationale** : promouvoir un cadre mondial cohérent et équitable, pour prévenir les conflits et maximiser les bénéfices partagés, dans une logique de gouvernance multiniveau ;
- **inclure les pays en développement** : développer des partenariats, transférer les technologies et renforcer les capacités locales pour éviter les fractures numériques et les exclusions durables sous-jacentes.

7.2. SYNTHÈSE DES FACTEURS DE CHANGEMENT IDENTIFIÉS DANS L'ÉTUDE

Cette synthèse est fournie dans le tableau 4, contribuant ainsi à une première lecture prospective. Les résultats qualitatifs de ce Cahier restent toutefois provisoires ; ils pourraient être considérablement renforcés par une application plus rigoureuse et complète des méthodes de l'analyse prospective, impliquant directement les experts et acteurs clés wallons dans le domaine de l'IA. Une telle démarche permettrait d'aboutir à un programme stratégique solide sur la thématique et spécifique à la région.

Tableau 4 : Synthèse des facteurs de changement identifiés

		Facteurs renforçant le tendanciel	Facteurs perturbant le tendanciel
Tendances	Historiques	L'IA prolonge la dynamique historique des technologies d'usage général, transformant durablement les économies.	Les précédentes révolutions montrent que les gains macroéconomiques apparaissent lentement dans le temps.
	Économiques	Les anticipations solides de gains de productivité soutiennent fortement l'investissement public et privé.	Les coûts d'adoption encore élevés limitent la diffusion homogène entre entreprises.
	Technologiques	Les progrès rapides des modèles génératifs étendent continuellement les capacités applicatives.	La dépendance aux infrastructures critiques freine un accès plus largement distribué.
	Marché du travail	La montée des compétences numériques restructure progressivement l'organisation interne des métiers.	Les inadéquations persistantes de compétences ralentissent l'ajustement organisationnel nécessaire.
	Sociaux	L'intégration quotidienne d'outils IA renforce progressivement leur acceptabilité sociale générale.	Les craintes d'inégalités futures alimentent certaines résistances collectives.
	Régulation	Les cadres juridiques stabilisent l'environnement économique et sécurisent les investissements stratégiques.	La fragmentation internationale accrue des normes augmente l'incertitude stratégique.
Forces motrices	Historiques	L'innovation s'inscrit dans un processus continu de destruction créatrice économique.	L'inertie structurelle des organisations freine la transformation productive profonde.
	Économiques	La pression concurrentielle pousse activement les entreprises à intégrer rapidement l'IA.	Les gains concentrés accentuent durablement les déséquilibres concurrentiels existants.
	Technologiques	L'abondance de données massives facilite largement l'expérimentation et l'optimisation organisationnelle.	Les limites techniques actuelles restreignent encore certains usages critiques complexes.
	Marché du travail	Les complémentarités homme-machine améliorent sensiblement la performance productive globale.	Les résistances internes ralentissent l'appropriation efficace des nouveaux outils.
	Sociaux	Les consommateurs attendent désormais des services personnalisés, rapides et prédictifs.	Les tensions distributives peuvent susciter des oppositions sociales importantes.
	Régulation	Les politiques de souveraineté numérique soutiennent activement l'innovation stratégique nationale.	Les arbitrages délicats entre protection et innovation complexifient les décisions publiques.

		Facteurs renforçant le tendanciel	Facteurs perturbant le tendanciel
Signaux faibles	Historiques	La vitesse actuelle de diffusion semble supérieure aux cycles technologiques précédents.	Aucun choc massif sur l'emploi global n'est observé actuellement.
	Économiques	Les surplus numériques mesurés suggèrent des gains encore sous-estimés.	Les statistiques agrégées montrent encore peu de gains macroéconomiques visibles.
	Technologiques	Le dépassement humain ciblé confirme un potentiel disruptif croissant.	L'intelligence artificielle générale demeure aujourd'hui largement spéculative.
	Marché du travail	L'augmentation rapide des offres IA indique une transformation structurelle engagée.	L'exposition théorique élevée ne signifie pas substitution effective immédiate.
	Sociaux	L'usage élargi dans l'éducation et la santé contribue à intégrer progressivement l'IA dans les pratiques quotidiennes.	La fracture numérique territoriale et sociale persiste durablement.
	Régulation	Une convergence éthique internationale progresse malgré des divergences persistantes.	Les rivalités géopolitiques compliquent fortement une gouvernance mondiale cohérente.

8. Bibliographie

Acemoglu, D. (2002). Technical change, inequality and the labor market. *Journal of Economic Literature*, 40(1), 7-72.

Acemoglu, D. (2024). *The simple macroeconomics of AI* (NBER Working Paper No. 32487), National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., Anderson, G. W., Beede, D. N., Buffington, C., Childress, E. E., Dinlersoz, E., Foster, L. S., Goldslach, N., Haltiwanger, J. C., Kroff, Z., Restrepo, P., & Zolas, N. (2022). *Automation and the workforce: A firm-level view from the 2019 Annual Business Survey* (NBER Working Paper No. 30659), National Bureau of Economic Research.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.

Agence du Numérique (2025). *Baromètre 2025 de maturité numérique des entreprises wallonnes*.

Aghion, P., & Howitt, P. (1992). A model of growth through creative destruction. *Econometrica*, 60(2), 323-351.

Aghion, P., Jones, B. F., & Jones, C. I. (2019). Artificial intelligence and economic growth. In A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda*. University of Chicago Press.

Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (Eds.) (2019). *The economics of artificial intelligence: An agenda*. University of Chicago Press.

Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). *Prediction machines: the simple economics of artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.

Albessart, C., Calay, V., Guyot, J.-L., Marfouk, A. & Verschueren, F. (2018). *La digitalisation de l'économie wallonne. Une lecture prospective et stratégique* (Rapport de recherche IWEPS No. 19), Institut Wallon de l'Évaluation, de la Prospective et de la Statistique.

Alderucci, D., Branstetter, L.G., Hovy, E., Runge, A., Ryskina, M., & Zolas, N. (2020). Quantifying the impact of AI on productivity and labor demand: Evidence from U.S. Census microdata. *Proceedings of the Allied Social Sciences Associations Annual Meeting*.

Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). *The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis* (OECD Social, Employment and Migration Working Paper No. 189), OECD Publishing.

Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.

Autor, D., & Handel, M. (2013). Putting tasks to the test: human capital, job tasks, and wages. *Journal of Labor Economics*, 31(S1), S59-S96.

Autor, D., Levy, F., & Murnane, R. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.

Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. (2024). Firm investments in artificial intelligence technologies and changes in workforce composition. *Journal of Financial Economics*, 175, 103745.

Bansal, G., et al. (2023). Does the whole exceed its parts? The effect of AI assistance on human decision-making. *Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*.

- Belot, M., Kircher, P., & Muller, P. (2022). *Do the long-term unemployment benefit from automated occupational advice during online job search?* (IZA Discussion Paper No. 14983), IZA Institute of Labor Economics.
- Besiroglu, T., Emery-Xu, N., & Thompson, N. (2023). Economic impact of AI-augmented R&D. *Research Policy*, 53(7), 105037.
- Blanden, J., & Machin, S. (2020). The impact of technology on inequality in education and the labor market. *Oxford Review of Economic Policy*, 36(3), 370–391.
- Bloom, N., Jones, C. I., Van Reenen, J., & Webb, M. (2019). Are ideas getting harder to find? *American Economic Review*, 110(4), 1104–1144.
- Bojarski, M., et al. (2016). End to end learning for self-driving cars. *arXiv:1604.07316*.
- Borgonovi, F., Calvino, F., Criscuolo, C., Nania, J., Nitschke, J., O'Kane, L., Samek, L., & Seitz, H. (2023). *Emerging trends in AI skill demand across 14 OECD countries* (OECD Artificial Intelligence Paper No. 2), OECD Publishing.
- Bostrom, N. (2014). *Superintelligence. Paths, dangers, strategies*. Oxford University Press.
- Brown, T., et al. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 1877–1901.
- Brynjolfsson, E., Chandar, B., & Chen, R. (2025). *Canaries in the coal mine? Six facts about the recent employment effects of artificial intelligence* (Unpublished Working Paper).
- Brynjolfsson, E., & Collis, A. (2025). *How should we measure the digital economy? GDP-B: Accounting for the value of new and free goods* (NBER Working Paper No. 25695), National Bureau of Economic Research.
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L.R. (2023). *Generative AI at work* (NBER Working Paper No. 31161), National Bureau of Economic Research.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. W. W. Norton et Company.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.
- Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, 358(6370), 1530–1534.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. In A. Agrawal, J. Gans & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 23–57). University of Chicago Press.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2017). *Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics* (NBER Working Paper No. 24001), National Bureau of Economic Research.
- Buzzelli, G., & Nicoli, F. (2025). Future impacts of industry 4.0 on labour markets and production reshoring, concentration and sustainability: A prospective literature review. *Global Society*, 1–37.
- Calo, R. (2016). Robots and privacy. In P. Lin, K. Abney, & R. Jenkins (Eds.), *Robot ethics 2.0: From autonomous cars to artificial intelligence* (pp. 187–202). Oxford University Press.

- Cath, C., Wachter, S., Mittelstadt, B., Taddeo, M., & Floridi, L. (2018). Artificial intelligence and the 'good society': The US, EU, and UK approach. *Science and Engineering Ethics*, 24(2), 505–528.
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, J., Pizzinelli, C., Rockall E., & Mendes Tavares, M. (2024). *Gen-AI: Artificial intelligence and the future of work* (IMF Staff Discussion Note SDN/2024/001), International Monetary Fund.
- Cedefop (2018). *Insights into skill shortages and skill mismatch. Learning from Cedefop's European skills and job survey*. Publications Office of the European Union.
- Chen, M., Mao, S., & Liu, Y. (2014). Big data: A survey. *Mobile Networks and Applications*, 19(2), 171–209.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018). *The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis*. In A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 115–148). University of Chicago Press.
- Commission de l'intelligence artificielle (2024). *IA : notre ambition pour la France*. Rapport.
- European Commission (2016). *A new skills agenda for Europe. Working together to strengthen human capital, employability and competitiveness* (COM(2016) 381 final).
- European Commission (2021). *Proposal for a regulation laying down harmonized rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act)*.
- Crouch, C. (2019). *The knowledge corrupters: Hidden consequences of the financial takeover of public life*. Polity Press.
- Dean, J., Corrado, G., Monga, R., Chen, K., Devin, M., Le, Q. V., & Ng, A. Y. (2012). Large scale distributed deep networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1223–1231.
- Dell'Acqua, F., McFowland, E., Mollick, E.R., Lifshitz-Assaf, H., Kellog, K., Rajendran, S., Kraymer, L., Candelon, F., & Lakhani, K.R. (2023). *Navigating the jagged technological frontier: Field evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality* (HBS Working Paper No. 24-013), Harvard Business School.
- Deming, D. J. (2017). The growing importance of social skills in the labor market. *Quarterly Journal of Economics*, 132(4), 1593–1640.
- Dixon, M. F., Halperin, I., & Bilokon, P. (2020). *Machine learning in finance: From theory to practice*. Springer.
- Dufresne, A. (2020). La formation professionnelle en France : un dispositif en mutation. *Revue Française de Sociologie*, 61(3), 451–477.
- Dumont, M. (2023). *Gebruik van kunstmatige intelligentie door ondernemingen in België* (Artikel nr. 16). Federaal Planbureau.
- Eeckhout, J. (2022). *Dominant firms in the digital age* (UBS Center Public Paper No. 12).
- Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D. (2023). GPT's are GPT's: An early look at the labor market impact potential of large language models. *arXiv.2303.10130*.
- Felten, E., Raz, M., & Seamans R. (2023). *Occupational heterogeneity in exposure to generative AI* (SSRN Working Paper). Social Science Research Network.
- Felten, E., Raz, M., & Seamans, R. (2021). Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses. *Strategic Management Journal*, 42(12), 2195–2217.

- Felten, E., Raz, M., & Seamans R. (2018). A method to link advances in artificial intelligence to occupational abilities. *AEA Papers and Proceedings*, 108, 54-57.
- Feng, G., Giglio, S., & Xiu, D. (2019). Taming the factor zoo: A testable asset pricing model. *Journal of Finance*, 75(3), 1327-1370.
- Filippucci, F., Gal, P., Jona-Lasinio, C., Leandro, A., & Nicoletti, G. (2024). *The impact of artificial intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges* (OECD Artificial Intelligence Paper No. 15), OECD Publishing.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280.
- Gal P., Nicoletti, G., Renault, T., Sorbe, S. & Timiliotis, C. (2019). *Digitalisation and productivity: In search of the holy grail – Firm-level empirical evidence from EU countries* (OECD Economics Department Working Paper No. 1533), OECD Publishing.
- Gereffi, G. (2020). *Global value chains and development*. Cambridge University Press.
- Gmyrek, P., Berg, J., & Bescond, D. (2023). *Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality* (ILO Working Paper No. 96), International Labour Organization.
- Goertzel, B., & Pennachin, C. (2007). *Artificial general intelligence*. Springer.
- Goldin, C., & Katz, L. (2007). *The race between education and technology: The evolution of U.S. educational wage differentials (1890 to 2005)* (NBER Working Paper No. 12984), National Bureau of Economic Research.
- Goldman Sach (2023). *The potentially large effects of artificial intelligence on economic growth*. Global Economists Analyst.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Graetz, G., & Michaels, G. (2015). Robots at work. *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753-768.
- Green, A., & Lamby, L. (2023). *The supply, demand and characteristics of the AI workforce across OECD countries* (OECD Social, Employment and Migration Working Paper No. 287), OECD Publishing.
- Hang, H., & Chen, Z. (2022). How to realize the full potentials of AI in digital economy? A literature review. *Journal of Digital Economy*, 1(3), 180-191.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and Prediction*. Springer.
- Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of Service Research*, 21(2), 155-172.
- Hunt, W., Sarkar, S., & Warhurst, C. (2022). Measuring the impact of AI on jobs at the organization level: Lessons from a survey of UK business leaders. *Research Policy*, 51(2): 104425.
- Jobin, A., Ienca, M., & Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9), 389-399.
- Kalliamvakoi, E. (2022). *Research : Quantifying GitHub copilot's impact on developer productivity and happiness*. The GitHub Blog.
- Kanazawa, K., Kawaguchi, D., Shigeoka, H., & Watanabe, Y. (2022). AI, skill and productivity: The case of taxi drivers (IZA Discussion Paper No. 15677), IZA Institute of Labor Economics.

Kiela, D., Bartolo, M., Nie, Y., Kaushik, D., Geiger, A., Wu, Z., Vidgen, B., Prasad, G., Singh, Ringshia, P., Ma, Z., Thrush, T., Riedel, S., Waseem, Z., Stenetorp, P., Jia, R., Bansal, M., Potts, C., & Williams A. (2021). Dynabench: Rethinking benchmarking in NLP. *arXiv:2104.14337*.

Kuosa, T. (2016). *The Evolution of Strategic Foresight. Navigating Public Policy Making*. Routledge, London.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444.

Lee, J., Bagheri, B., & Jin, C. (2016). Introduction to cyber manufacturing. *Manufacturing Letters*, 8, 11-15.

Lee, K.-F., & Mendelson, J. (2020). *AI superpowers: China, silicon valley, and the new world order*. Houghton Mifflin Harcourt.

Létourneau, A., Deslandes Martineau, M., Charland, P., Karran, J., Boasen, J., & P. Léger (2025). *A systematic review of AI-driven intelligent tutoring systems (ITS) in K-12 education* (npj Science of Learning No. 10).

Maarten, G., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. *American Economic Review*, 99(2), 58–63.

Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P., & Dewhurst, M. (2017a). *A future that works : Automation, employment, and productivity*. McKinsey Global Institute.

Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P., & Dewhurst, M. (2017b). *Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation*. McKinsey Global Institute.

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (1956). A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on artificial intelligence. *AI Magazine*, 27(4), 12.

McKinsey (2018). *Notes from the AI frontier. Modeling the impact of AI on the world economy* (Discussion Paper).

McKinsey (2021). *The State of IA*. Report.

McKinsey (2023). *The economic potential of generative AI : the next productivity frontier*. Report.

McKinsey Global Institute (2019). *Globalization in transition: The future of trade and value chains*. Report.

Milanez, A. (2023). *The impact of AI on the workplace : Evidence from OECD case studies of AI implementation* (OECD Social, Employment and Migration Working Paper No. 289), OECD Publishing.

Moore, G. (1965). Cramming more components onto integrated circuits. *Electronics*, 38(8), 1-4.

Nilsson, N. J. (1998). *Artificial intelligence: A new synthesis*. Morgan Kaufmann.

Nourooz Pour, H. (2023). Transitional justice and online social platforms: Facebook and the Rohingya genocide. *International Journal of Law and Information Technology*, 31(2), 95–113.

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental Evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187-192.

OECD (2019a). *Getting skills right: Future-ready adult learning systems*. OECD Publishing.

OECD (2019b). *Artificial intelligence in society*. OECD Publishing.

OECD (2019c). *OECD skills outlook 2019: Thriving in a digital world*. OECD Publishing.

OECD (2020). *OECD Digital Economy Outlook 2020*. OECD Publishing.

- OECD (2023a). *A blueprint for building national compute capacity for artificial intelligence*. OECD Digital Economy Papers.
- OECD (2023b). *Employment Outlook 2023: Artificial intelligence and the labour market*. OECD Publishing.
- OECD (2024). *OECD Digital Outlook (Volume 1) : Embracing the technology frontier*. OECD Publishing.
- OECD (2025). *Artificial intelligence and the labour market in Korea*. OECD Publishing.
- Oliveira, A. P., Carraquico, T., & Martinez-Perez, C. (2026). Beyond efficiency: A systematic review of energy consumption and carbon footprint across the AI lifecycle. *Sustainability*, 18(3), 1359.
- OpenAI. (2023). GPT-4 Technical Report. *arXiv:2303.08774*.
- Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P., & Demirer, M. (2023). The impact of AI on developer productivity: Evidence from GitHub Copilot. *arXiv:2302.06590*.
- Piton C. (2023). *The economic consequences of artificial intelligence: An overview* (NBB Economic Review No. 1), National Bank of Belgium.
- Pouliakas, K., & Santangelo, G. (2025). Are artificial intelligence (AI) skills a reward or a gamble? Deconstructing the AI wage premium in Europe. *Eurasian Business Review*, 15, 1091-1128.
- del Rio-Chanona, R. M., Ernst, E., Merola, R., Samaan, D. & Teutloff, O. (2025). AI and jobs. A review of theory, estimates, and evidence. *arXiv:2509.15265*.
- Romer, P. M. (1990). Endogenous technological change. *The Journal of Political Economy*, 98(5), 71-102.
- Rosenblatt, F. (1962). *Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms*. Spartan Books.
- Russell, S. (2019). *Human compatible: Artificial intelligence and the problem of control*. Viking.
- Russell, S. & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.)*. Pearson.
- Saxenian, A. (1994). *Regional advantage: Culture and competition in Silicon Valley and Route 128*. Harvard University Press.
- Schumpeter, J. A. (1942). *Capitalism, socialism and democracy*. Harper & Brothers.
- Scott, S.L., & Varian, H.R. (2015). Bayesian variable selection for nowcasting economic time series. In A. Goldfard, S.M. Greenstein & C.E. Tucker (Eds.), *Economic analysis of the digital economy* (pp. 119-35), University of Chicago Press.
- Shi, W., et al. (2022). *Edge AI : On-demand accelerating deep neural network inference via edge computing*. IEEE Network.
- Solow, R. M. (1987). *We'd better watch out* New York Times Book Review.
- Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and policy considerations for deep learning in NLP. *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 3645-3650.
- Svanberg, B., Li, W., Fleming, M., Goehring, B.C., & Thompson, N.C. (2024). *Beyond AI exposure: Which tasks are cost-effective to automate with computer vision?* (MIT Working Paper), Massachusetts Institute of Technology.

- Tomlinson, K., Jaffe, S., Wang, W., Counts, S., & Suri, S. (2025). Working with AI: Measuring the applicability of generative AI to occupations. *arXiv:2507.07935*.
- Topol, E. (2019). *Deep medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. Basic Books.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
- UNCTAD (2021). *Technology and Innovation Report 2021: Catching technological waves – Innovation with equity*. United Nations Conference on Trade and Development.
- UNESCO (2022). *Recommendation on the ethics of artificial intelligence*. UNESCO Publishing
- Varian, H. (2009). *Economic value of Google*. Google Economic Impact.
- Voigt, P., & Von dem Bussche, A. (2017). *The EU general data protection regulation (GDPR)*. Springer.
- Webb, M. (2020). *The impact of artificial intelligence on the labor market* (SSRN Working Paper No. 3482150), Social Science Research Network.
- World Bank (2019). *World Development Report 2019: The changing nature of work*. World Bank Publications.
- World Bank. (2020). *World Development Report 2020: Trading for development in the age of global value chains*. World Bank Publications.
- World Economic Forum (2025). *The future of jobs*. Report.
- Zhou, Z., et al. (2023). *Edge intelligence : Paving the last mile of artificial intelligence with edge computing*. *Proceedings of the IEEE*, 107(8), 1738-1762.
- Zuboff, S. (2019). *The age of surveillance capitalism: The fight for a human future at the new frontier of power*. Public Affairs.
- Zucman, G. (2015). *The hidden wealth of nations: The scourge of tax havens*. University of Chicago Press.

9. Annexe

Tableau 5 : «Top 5» des professions les plus exposées à l'IA vs les moins exposées, par famille de professions

Famille	Top 5 les plus exposées	Score AIOE	Top 5 les moins exposées	Score AIOE
Managers	Directeurs financiers	92,6 %	Directeurs de fabrication	69,5 %
	Chefs traditionnels et chefs de village	90,9 %	Directeurs d'hôtel	65,6 %
	Directeurs des ressources humaines	90,3 %	Directeurs de restaurant	45,2 %
	Directeurs de la publicité et des relations publiques	90,2 %	Directeurs de production agricole et forestière	44,3 %
	Directeurs des ventes et du marketing	90,2 %	Directeurs de production aquacole et halieutique	44,3 %
Professions intellectuelles, scientifiques et artistiques	Juges	92,4 %	Vétérinaires	47,0 %
	Mathématiciens, actuaires et statisticiens	92,4 %	Dentistes	45,9 %
	Professionnels du droit non classés ailleurs	92,4 %	Physiothérapeutes	42,3 %
	Comptables	92,2 %	Auteurs et écrivains	23,0 %
	Psychologues	92,2 %	Musiciens, chanteurs et compositeurs	3,1 %
Professions intermédiaires	Agents de crédit et de prêts	91,7 %	Techniciens et assistants vétérinaires	28,9 %
	Inspecteurs des impôts et des douanes	91,4 %	Techniciens forestiers	25,2 %
	Agents d'assurances	90,8 %	Ambulanciers	24,6 %
	Agents commerciaux	90,7 %	Techniciens en contrôle des procédés	12,2 %
	Courtiers en valeurs mobilières et agents de change	90,1 %	Athlètes et sportifs	3,5 %
Employés de type administratif	Employés aux ressources humaines	91,2 %	Caissiers et guichetiers	49,2 %
	Enquêteurs et agents de recouvrement	90,3 %	Employés de bibliothèque	47,5 %
	Employés au codage et à la saisie de données	90,1 %	Employés aux archives	45,7 %
	Employés de statistiques, finances et assurances	89,7 %	Employés à la gestion des stocks	29,0 %
	Employés de paie	89,6 %	Employés des services postaux	18,8 %
Personnel des services directs aux particuliers, commerçants et vendeurs	Vendeurs en centre d'appels	86,8 %	Caissiers de libre-service et billetterie	21,3 %
	Vendeurs sur les marchés	86,6 %	Serveurs de restaurant	20,3 %
	Vendeurs à domicile	86,6 %	Sapeurs-pompiers	18,5 %
	Commerçants de magasin	71,7 %	Mannequins et démonstrateurs	13,1 %
	Agents de sécurité	70,1 %	Concierges d'immeuble	7,5 %

Famille	Top 5 les plus exposées	Score AIOE	Top 5 les moins exposées	Score AIOE
Agriculteurs et ouvriers qualifiés de l'agriculture, de la sylviculture et de la pêche	Éleveurs de bovins et producteurs de lait	23,2 %	Jardiniers et horticulteurs	15,3 %
	Éleveurs de volailles	23,2 %	Éleveurs de subsistances	13,4 %
	Apiculteurs et sériciculteurs	23,2 %	Agriculteurs et éleveurs mixtes de subsistances	9,4 %
	Éleveurs non classés ailleurs	23,2 %	Pêcheurs, chasseurs et trappeurs de subsistance	8,1 %
	Aquaculteurs	23,2 %	Agriculteurs de subsistance	5,5 %
Métiers qualifiés de l'industrie et de l'artisanat	Maçons	84,8 %	Briqueteurs et paveurs	7,4 %
	Préposés à l'impression	64,7 %	Monteurs de charpentes métalliques	6,8 %
	Contrôleurs et trieurs de produits	48,8 %	Plâtriers	5,0 %
	Fabricants et réparateurs d'instruments de précision	45,5 %	Peintres en bâtiment	4,9 %
	Bijoutiers et orfèvres	43,8 %	Couvreurs	4,0 %
Conducteurs d'installations et de machines, et ouvriers de l'assemblage	Conducteurs d'autobus et de tramways	37,1 %	Opérateurs de machines à caoutchouc	12,8 %
	Conducteurs de motocyclettes	36,4 %	Opérateurs de machines à transformation du bois	12,2 %
	Opérateurs de machines à produits chimiques	35,9 %	Mineurs et ouvriers des carrières	11,4 %
	Conducteurs de poids lourds	34,2 %	Opérateurs de machines à tisser et tricoter	10,7 %
	Conducteurs de locomotive	33,0 %	Opérateurs de machines textiles	8,2 %
Professions élémentaires	Marchands ambulants	86,6 %	Laveurs de véhicules	5,2 %
	Éboueurs	32,9 %	Manœuvres en construction de bâtiments	4,5 %
	Manœuvres non classés ailleurs	32,5 %	Manœuvres en horticulture	4,4 %
	Aides de cuisine	25,7 %	Releveurs de compteurs	4,4 %
	Manutentionnaires	22,8 %	Personnel de nettoyage des bureaux	2,6 %

Source : Felten *et al.* (2021) – Calculs : IWEPS



L'Institut wallon de l'évaluation, de la prospective et de la statistique (IWEPS) est un institut scientifique public. D'une part, il est l'autorité statistique de la Région wallonne. Dans ce cadre, il a pour mission de développer, produire et diffuser des statistiques officielles en réponse aux besoins des utilisateurs wallons (monde socio-économique, environnemental et scientifique, société civile, institutions publiques). Il coordonne à cette fin les activités du système statistique wallon. Il revêt par ailleurs la qualité d'autorité statistique de la Région au sein de l'Institut interfédéral de statistique.

D'autre part, par sa mission générale d'aide à la décision, il produit des études et analyses diverses qui vont de la présentation de travaux statistiques et d'indicateurs à la réalisation de travaux d'évaluation de politiques publiques, de prospective et de prévision ainsi que de recherches et ce, dans tous les domaines de compétence de la Région.

Plus d'infos : <https://www.iweps.be>



2026