REVUE INTERNATIONALE DES ECONOMISTES DE LANGUE FRANÇAISE 2026, VOL. 11, N°1

https://doi.org/10.18559/RIELF.2026.1.4486

L'intelligence artificielle et secteur des services dans les pays de l'OCDE

Artificial Intelligence and service sector in OECD countries

Samia AL KAAKOUR

Université Saint Joseph de Beirut[1], Liban
Centre de Documentation et de Recherche Économique
Université des Sciences Économiques et de Gestion de Poznan, Pologne
Institut d'Informatique et d'Économie Quantitative
samiaalkaakour@gmail.com
https://orcid.org/0009-0002-9818-7397

Abstract

Purpose: The emergence of artificial intelligence has profoundly transformed the labor market, particularly in the service sector, where many occupations have been redefined or displaced. This sector is now characterised by an increasing concentration of professions requiring skills in artificial intelligence. This article analyses the impact of artificial intelligence on employment in the service sector across the Organization for Economic Co-operation and Development (OECD).

Design/methodology/approach: This article used the Generalised Method of Moments (GMM) on annual secondary data covering the period 2012–2024 for 36 OECD countries, using STATA 17.0

Findings: The findings suggest a replacement of jobs across the service sector, where the result of the GMM model shows that employment in the service sector decreases by 4.8% for each 1 point of the AI adoption index. Therefore, it is essential to bridge the intersectoral gap to ensure a smooth transition in the labor market.

Originality/value: This study introduces a novel measure of AI constructed using principal component analysis (PCA) based on patents filed by residents and nonresidents across OECD countries. The findings reveal a negative impact of AI on employment in the service sector, underscoring the need to rethink labor market policies and implement tailored upskilling and reskilling strategies to support service sector workers in adapting to emerging employment trends.

Keywords: service sector, Artificial Intelligence, GMM regression, OECD.

[1] B.P. 17-5208 Mar Mikhael, Beyrouth, 1104 2020, Liban.

Résumé

Objectif : L'émergence de l'intelligence artificielle a profondément transformé le marché du travail, en particulier dans le secteur des services, où de nombreuses professions ont été redéfinies ou supprimées. Ce secteur se caractérise désormais par une concentration croissante de métiers nécessitant des compétences en intelligence artificielle. Cet article vise à analyser l'impact de l'intelligence artificielle sur l'emploi dans le secteur des services au sein des pays de l'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE).

Conception/méthodologie/approche : Cet article utilise la méthode des moments généralisés (GMM), en utilisant des données secondaires annuelles couvrant la période 2012–2024, dans 36 pays de l'OCDE, à l'aide du logiciel STATA 17.0.

Résultats : Les résultats indiquent un remplacement des emplois dans le secteur des services, où le résultat du modèle GMM montre que l'emploi dans le secteur des services diminue de 4,8% pour chaque point de l'indice d'adoption de l'IA. Par conséquent, il est essentiel de combler l'écart intersectoriel afin d'assurer une transition harmonieuse sur le marché du travail. Ce constat suggère un déplacement des emplois entre les professions et les secteurs.

Originalité/valeur : Cette étude propose une mesure inédite de l'IA construite à l'aide d'une analyse en composantes principales (ACP) à partir des brevets déposés par les résidents et les non-résidents dans les pays de l'OCDE. Les résultats révèlent un impact négatif de l'IA sur l'emploi dans le secteur des services, soulignant la nécessité de repenser les politiques du marché du travail et de mettre en œuvre des stratégies ciblées de perfectionnement et de reconversion des compétences afin d'aider les travailleurs du secteur des services à s'adapter aux tendances émergentes de l'emploi.

Mots-clés : secteur des services, intelligence artificielle, méthode GMM, OCDE.

JEL classification : J21, O33, C53, C01, C13.

Introduction

L'intelligence artificielle (IA) transforme profondément le marché du travail dans les pays de l'OCDE. Son impact varie selon les secteurs économiques et les compétences requises, soulevant des questions cruciales sur l'évolution de l'emploi. Alors que certains emplois disparaissent sous l'effet de l'automatisation, d'autres émergent, nécessitant de nouvelles qualifications en IA. Cette dynamique rend essentielle une analyse prospective pour mieux comprendre l'ampleur de ces mutations.

Alors que l'intelligence artificielle façonne le marché du travail, il est important d'en examiner l'impact sur les différents secteurs économiques. Par

conséquent, les décideurs politiques doivent être conscients de ses effets afin de maintenir un équilibre sur le marché du travail.

De plus, il existe de nombreuses preuves que les changements technologiques biaisés en faveur des compétences sont plus répandus dans les pays en développement comme le montre l'étude de Doraszelski et Jaumandreu (2018) qui examine l'effet du changement technologique sur l'augmentation de la main-d'œuvre en Espagne. Par ailleurs, une étude de Wu et Kane (2021) analyse l'impact du changement technologique multidimensionnel sur les compétences des travailleurs. Ainsi, cette étude se concentre sur les deux aspects de l'intelligence artificielle : créer des emplois ou remplacer des emplois à travers le secteur des services (Rasulov, 2022).

Problématique

L'émergence de l'IA a restructuré la nature des professions, et la demande de compétences en IA se concentre principalement dans le secteur des services.

Selon un rapport de l'OCDE, l'indicateur d'intensité de l'IA dans les secteurs de l'électronique, des médias, des télécommunications, de la finance et des assurances, ainsi que de la recherche et du développement est le plus élevé de tous les secteurs économiques (Calvino et al., 2024). Par ailleurs, les emplois de tâches routinières sont remplacés par les emplois de compétences liées à l'intelligence artificielle, ce qui a augmenté la demande de compétences humaines (Broecke, 2023) et implique un effet de création ou un effet de substitution (Ding et al., 2023).

En outre, le secteur des services occupe une place supérieure dans les économies de l'OCDE, représentant 72,53% de la valeur ajoutée du produit intérieur brut (PIB). Toutefois, la croissance de l'emploi dans ce secteur montre des signes d'abattement, avec un taux passant de 3,9% en 2023 à 2% en 2024 ; ce qui souligne l'importance de ce secteur (World Bank, 2024).

Question de recherche

Dans quelle mesure l'intelligence artificielle affecte-t-elle le niveau d'emploi dans le secteur des services au sein des pays de l'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE) ? Aboutit-elle à une création ou à une destruction d'emplois ? et quelles implications cela a-t-il en matière de politique publique ?

L'objectif de cette recherche

De nombreuses études analysent les effets de l'intelligence artificielle sur le chômage et l'emploi dans différents pays, mais peu soulignent son impact sur

les secteurs économiques, en particulier sur le secteur des services, au sein des pays de l'OCDE.

Le choix de se concentrer sur les pays membres de l'OCDE repose sur des raisons analytiques fondamentales. Ces nations se caractérisent par des structures économiques post-industrielles, dans lesquelles le secteur des services représente la part dominante du PIB et de l'emploi, ce qui ouvre de nouvelles perspectives sur les professions les plus exposées à l'IA. Par ailleurs, les pays de l'OCDE figurent à l'avant-garde de l'adoption de l'IA : ils disposent d'infrastructures numériques, d'investissements en recherche et développement (R&D) ainsi que de marchés du travail hautement qualifiés, nécessaires au déploiement de ces technologies.

Compte tenu de la diversité des 38 pays membres de l'OCDE et des écarts significatifs dans la taille de la main-d'œuvre spécialisée en IA d'un pays à l'autre, cette structure d'analyse permet d'examiner différents niveaux de maturité technologique et leur incidence sur le secteur des services.

Il ressort que la plus grande proportion d'emplois requérant des compétences en IA se concentre dans les pays d'Europe du Nord et au Royaume-Uni (environ 0,45%), tandis que les pays d'Europe du Sud, tels que l'Italie, l'Espagne et le Portugal, affichent les parts les plus faibles (inférieures à 0,27%).

Le rapport de l'OCDE révèle en effet que les dix professions présentant la plus forte proportion d'offres d'emploi exigeant des compétences en IA appartiennent toutes à ce secteur. Il s'agit de postes techniques hautement qualifiés, notamment mathématiciens, actuaires et statisticiens (5,2%), développeurs de logiciels et d'applications (4,9%), responsables des technologies de l'information et de la communication (4,3%), spécialistes des bases de données et des réseaux (3,6%), et ingénieurs en électronique (3,2%). Ces cinq premières professions affichent toutes un taux supérieur à 3%, soit plus de quatre fois la moyenne calculée sur l'ensemble des professions (Green & Lamby, 2023).

Par conséquent, cette recherche vise à examiner l'impact de l'intelligence artificielle sur l'emploi dans le secteur des services au sein des pays de l'OCDE, en utilisant la méthode des moments généralisés (GMM).

À travers cette analyse, l'étude entend apporter un éclairage sur les interactions complexes entre l'adoption de l'intelligence artificielle et les dynamiques du marché du travail, en s'attachant à identifier les risques et les opportunités que les avancées technologiques font peser sur les économies de l'OCDE (İşcan, 2021).

Cet article est divisé en 4 sections. La première section présente la revue de littérature incluant les théories qui relient l'emploi et l'intelligence artificielle. La deuxième section, après une revue de la littérature empirique, présente le modèle de régression en données de panel, couvrant 36 pays sur la période 2012–2024. La section 3 estime ce modèle via la méthode des moments généralisés

et discute les résultats obtenus. Enfin, la section 4 comprend la conclusion et les recommandations.

1. Revue de littérature

Comme base, la théorie de la croissance économique relie les fondamentaux économiques à l'emploi et au progrès technique et est fondée sur l'innovation. En plus, la théorie de la destruction créatrice et la théorie du changement technologique biaisé expliquent l'impact de l'intelligence artificielle sur la main-d'œuvre, en termes de remplacement et de création d'emplois, et sur les travailleurs qualifiés et non qualifiés.

En se basant sur le modèle néoclassique et les nouvelles théories de croissance économique endogène, on explique la relation entre capital humain, innovation technologique et croissance économique par le modèle de Romer (1989) qui a ajouté le changement technologique, présenté dans l'équation suivante :

$$Y = F(L, H, K, A)$$

où L – le stock de travail physique, H – le stock total de capital humain formé, K – le capital physique et A – l'indicateur du niveau de technologie. Il est à noter que l'augmentation de la population active conduit à une augmentation du stock de travail physique L, qui est aussi relative à l'augmentation de l'éducation et du niveau de formation (Romer, 1989).

Par ailleurs, le modèle de croissance économique développé par Growiec (2019) intègre la complémentarité entre capital et travail et s'inscrit dans le cadre des théories de la croissance unifiée couvrant la période préindustrielle. Il souligne également le rôle central de la théorie du changement technologique biaisé vers les compétences (Skill-Biased Technological Change, SBTC). Ce modèle, connu sous le nom de « Hardware-Software », distingue deux composantes : le hardware, assimilé au travail et au capital physique, et le software, correspondant au travail cognitif humain ainsi qu'à l'intelligence artificielle (IA). Ce cadre constitue une contribution originale à la modélisation de la croissance économique à long terme, en articulant les tendances macroéconomiques antérieures aux années 1980 avec l'ère actuelle de la digitalisation, caractérisée par une dissociation progressive entre la communication et le stockage de l'information d'un côté, et le temps de réflexion humaine de l'autre.

Au-delà de la relation entre travail et capital propre à la théorie de la croissance économique, la dynamique du marché du travail dans les pays de l'OCDE peut également être éclairée par la théorie de la destruction créatrice, qui rend

compte de manière plus directe des mécanismes de création et de destruction d'emplois. Formulée par Schumpeter (1942), cette théorie décrit un processus continu par lequel de nouvelles unités de production, portées par des produits et des procédés innovants, viennent remplacer les unités devenues obsolètes.

Ainsi illustrée par Aghion et Howitt (2023), la destruction créatrice implique que chaque innovation réussie génère de la croissance, mais rend également obsolètes les innovations, produits et modèles d'affaires antérieurs. L'économie croît parce que les entreprises et les entrepreneurs s'efforcent continuellement d'inventer de meilleures technologies. Par conséquent, la concurrence entre les entreprises doit être suffisamment vive pour inciter les entreprises à innover, mais les politiques publiques doivent également protéger l'entrée sur les marchés, favoriser l'éducation et soutenir la recherche afin que de nouveaux innovateurs puissent émerger.

Appliqué au contexte de l'intelligence artificielle, ce cadre permet de comprendre comment l'IA, en éliminant certaines tâches routinières, génère simultanément de nouvelles opportunités dans des secteurs et des professions exigeant des compétences technologiques avancées. C'est précisément dans cette perspective que la théorie du SBTC prend tout son sens, en rendant compte du déplacement de la demande de travail en faveur des professions requérant des compétences en intelligence artificielle.

Cependant, l'impact de la destruction créatrice sur la croissance économique peut être positif ou négatif. D'une part, elle peut augmenter la productivité et l'efficacité ; d'autre part, elle peut également provoquer des déplacements et des perturbations. L'équilibre entre les avantages et les coûts de la destruction créatrice est essentiel pour garantir une croissance économique durable et le bien-être de la société (Uctu et al., 2024).

Par ailleurs, à l'ère de l'industrie 5.0, l'accélération du changement technologique a changé la structure du marché du travail, ce qui a entraîné la disparition des professions de moyenne compétence, en particulier dans les occupations pertinentes à la production et les emplois de bureau. Selon Acemoglu et Restrepo (2019), le modèle du changement technologique biaisé (SBTC) canonique se produit lorsque les tâches et les biens produits par des travailleurs qualifiés deviennent plus productifs et remplacent ceux produits par des travailleurs moins qualifiés. Le mécanisme économique est donc médiatisé par l'élasticité de substitution :

$$\sigma = \lambda \left(1 - \frac{\partial Ln\left(\frac{\Gamma H}{\Gamma L}\right)}{\partial Ln\left(\frac{AhH}{\Gamma lL}\right)} \right) \geq 1$$

ou σ signifie l'élasticité de substitution dérivée entre le travail qualifié et le travail non qualifié. Cette élasticité reflète deux types de substitution : la substitution entre les tâches, qui est représentée par λ, qui signifie qu'avec un travail qualifié plus productif, il en résulte une plus grande production de tâches à forte intensité de compétences. La substitution à marge extensive signifie qu'il y a un déplacement de certaines tâches du travail et du capital vers le travail qualifié. C'est à cause de ce type de substitution que $\sigma \geq \lambda$.

En outre, contrairement aux changements qui améliorent les facteurs AL, AH et AK, lesquels accroissent la productivité d'un facteur de manière uniforme sur l'ensemble des tâches. Ce cadre analytique permet d'examiner l'impact des avancées technologiques qui affectent la productivité d'un facteur de façon sélective, c'est-à-dire uniquement sur certaines tâches spécifiques. Cette distinction est essentielle pour comprendre comment l'automatisation et l'IA peuvent simultanément déplacer certains travailleurs et en compléter d'autres selon la nature des tâches concernées.

Il est crucial de noter que les nouvelles tâches conduisent à une augmentation ou une réduction de la prime de compétence, ce qui dépend de la main-d'œuvre si elle est allouée à la main-d'œuvre qualifiée ou non qualifiée (Acemoglu & Restrepo, 2020).

Le débat s'est déplacé vers une vision qui montre les effets potentiels du « Déplacement » de l'emploi liés aux nouvelles technologies. Par conséquent, la technologie favorise le travail qualifié par rapport au travail non qualifié, ce qui a augmenté la demande de main-d'œuvre qualifiée, grâce à l'accroissement de sa productivité (O'Reilly et al., 2018).

2. Revue de littérature empirique

Tout d'abord, conformément à la théorie de la croissance économique, il est important de noter que la technologie a eu un effet positif sur l'emploi, ce qui est expliqué par les travaux de Gu et al. (2022), qui ont analysé l'effet direct du développement de l'intelligence artificielle sur l'emploi en Chine en utilisant la méthode des effets fixes de la période 2007–2020. Cette étude révèle une augmentation de la main-d'œuvre intersectorielle.

Par ailleurs, une autre étude se concentre sur l'effet de l'intelligence artificielle sur le secteur manufacturier, en utilisant la méthode des différences de différences. Les résultats montrent que l'application de l'intelligence artificielle aboutit à une augmentation de la demande de compétences hautement qualifiées (Shao et al., 2022).

En outre, une étude examinant l'impact de l'intelligence artificielle sur l'emploi dans les secteurs économiques sur la période 2014–2022, en utilisant la méthode des doubles différences au niveau de l'entreprise, montre que le risque de substitution par l'intelligence artificielle demeure principalement concentré dans le secteur manufacturier, tandis que celui des professions du secteur des services devient progressivement préoccupant. En outre, l'application des technologies d'intelligence artificielle dans les entreprises de services augmentera l'effectif total et absorbera davantage d'emplois **(**Lin et al., 2026**).**

Bien que des études montrent un impact positif de l'IA sur l'emploi, une étude menée en Chine a utilisé une analyse de données de panel pour 30 provinces couvrant la période de 2003 à 2017, en recourant à une analyse de régression à seuil, montrant que le progrès technologique a progressivement affaibli l'emploi des compétences intermédiaires, et que l'emploi des compétences élevées suit une forme en U (Ma et al., 2022).

3. Méthodologie utilisée

Cet article utilise la méthode des moments généralisée (GMM) concernant 36 pays de l'Organisation de coopération et de développement économiques (OCDE)[2]. Les données de cet article sont annuelles et couvrent la période 2012–2024. L'année 2012 a été retenue comme point de départ de cette étude. Cette date revêt une double signification dans l'histoire de l'intelligence artificielle. D'une part, elle coïncide avec la percée décisive de l'apprentissage profond, illustrée par la performance remarquable du modèle AlexNet lors du concours ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC), qui a consacré la supériorité des réseaux de neurones profonds sur les approches classiques. D'autre part, comme le soulignent certains auteurs, 2012 marque également un moment de relative modestie des systèmes d'intelligence artificielle conversationnelle, tels que l'assistant Siri d'Apple.

L'analyse de ces données est effectuée à l'aide du logiciel d'analyse statistique STATA 17.0. Ces données sont extraites de la Banque mondiale et de

[2] Les États unis, France, Israël, la Suède, le Japon, Luxembourg, l'Estonie, la Grèce, la Finlande, la Suisse, Canada, l'Australie, l'Espagne, la République Tchèque, l'Autriche, l'Allemagne, l'Italie, la Lituanie, La Pologne, la Lettonie, la Slovénie, la Norvège, l'Islande, Nouvelle-Zélande, la Royaume-Uni, la Belgique, les Pays bas, la Turquie, le Portugal, le Danemark, Chypre, la république Slovaque, la Colombie, la Hongrie, le Chili et la Mexique.

l'Organisation internationale du Travail (ILOSTAT)[3]. Ensuite, le nombre de pays est $N = 36$ et le nombre d'années est $T = 13$, ce qui indique qu'on a $N \cdot T = 468$ observations.

3.1. Justification du choix des variables

EMPSERV : Le nombre d'employés dans le secteur des services (secteur large), âgés de 24 à 54 ans, constitue la variable dépendante. Exprimé en milliers, il a fait l'objet d'une transformation logarithmique en raison de la présence de valeurs de grande magnitude (exprimées en milliers) (Benoit, 2011). Ces données sont extraites de l'Organisation internationale du Travail (ILOSTAT).

LLNEMSERV : c'est la variable endogène (retardée) de l'emploi dans le secteur des services (EMPSERV), qui est le logarithme de l'emploi dans le secteur des services.

IA : C'est un proxy d'IA, un indice construit par la méthode d'analyse en composantes principales (ACP) est une variable indépendante (variable d'intérêt), composée de demandes de brevets (résidentielles et non-résidentielles). Les demandes de brevets sont des demandes de brevets mondiales déposées via la procédure du Traité de coopération en matière de brevets ou auprès d'un office national des brevets pour des droits exclusifs sur une invention, un produit ou un procédé qui propose une nouvelle façon de faire quelque chose ou offre une nouvelle solution technique à un problème. Dans le cas d'offices régionaux tels que l'Office européen des brevets, un résident est un demandeur provenant de l'un des États membres de la convention régionale sur les brevets. Les données sur les brevets couvrent les demandes et les octrois classés par domaine technologique. Cet indicateur est calculé en utilisant la méthode d'analyse en composantes principales. L'indice d'IA est une variable standardisée comprise entre 0 et 100. Une valeur proche de 0 indique une faible exposition à l'intelligence artificielle, tandis qu'une valeur proche de 100 reflète une forte exposition.

L'utilisation du nombre de brevets est basée sur une étude faite par Mutascu (2021), qui a utilisé le nombre de brevets résidentiels comme un proxy de l'IA. Cette étude examine l'impact de l'intelligence artificielle sur le chômage dans les pays les plus avancés technologiquement et économiquement, à partir d'un modèle théorique appuyé par une validation empirique. Sur le plan méthodologique, les auteurs utilisent une approche non linéaire combinant un modèle à seuil en panel (*panel threshold*) et une estimation GMM-système, sur un échantillon de 23 pays couvrant la période 1998–2016.

[3] https://rshiny.ilo.org/dataexplorer35/?lang=en&segment=indicator&id=EMP_TEMP_SEX_AGE_ECO_NB_Q

Une étude montrant que l'IA a un effet positif sur le niveau d'emploi, telle qu'une étude, qui examine la relation entre la diffusion d'IA et l'emploi dans 16 pays européens durant la période 2011–2019, et qui montre une augmentation des occupations qui sont plus exposées à l'IA (Albanesi et al., 2025). En plus, une autre étude menée en Europe sur la période 2012–2022 a montré que l'exposition à l'IA affecte positivement la croissance de l'emploi (Guarascio & Reljic, 2025).

EFFGOUV : L'efficacité gouvernementale correspond à une dimension de la qualité de la gouvernance. Cet indicateur est un proxy de gouvernance ; il reflète les perceptions de la qualité des services publics et de leur indépendance vis-à-vis des pressions politiques. Les valeurs standard se situent entre –2,5 et 2,5. Il s'agit d'une variable de contrôle, exprimée sous forme numérique (estimation) et extraite de la Banque mondiale.

Une étude utilisant un modèle vectoriel à correction d'erreur (VECM) dans les pays d'Asie du Sud a mis en évidence une relation directe entre l'augmentation du taux de chômage et la gouvernance (Shabbir et al., 2019).

IDE : L'investissement direct à l'étranger constitue une catégorie d'investissement transfrontalier associée à la détention, par un résident d'une économie, d'un contrôle ou d'un degré significatif d'influence sur la gestion d'une entreprise résidente d'une autre économie. La possession de 10% ou plus des droits de vote est considérée comme la preuve de l'existence d'une relation d'investissement direct. Cet indicateur est exprimé en prix courants, ce qui signifie qu'aucun ajustement n'a été effectué pour tenir compte des variations de prix au fil du temps. C'est une variable de contrôle exprimée en dollars américains courants et extraite de la Banque mondiale.

Une étude examinant la relation entre l'investissement direct à l'étranger et le niveau d'emploi au Nigéria, en utilisant des données de 1985 à 2017 et appliquant la méthode des moindres carrés ordinaires entièrement modifiés (FMOLS), a montré qu'une augmentation d'unité de l'investissement direct à l'étranger a abouti à une augmentation de 0,97 unités du niveau d'emploi (Osabohien et al., 2020).

POP : C'est la population totale âgée de 15 à 64 ans exprimée en pourcentage de la population totale. La population est basée sur la définition de facto de la population, qui recense l'ensemble des résidents indépendamment de leur statut juridique ou de leur nationalité. Elle est exprimée en pourcentage de la population totale, et extraite de la Banque mondiale.

Une étude indiquant l'existence d'une relation positive entre l'emploi et la population au sein des pays de l'OCDE, dont la croissance des services et l'augmentation du taux d'activité féminin (notamment chez les femmes mariées ayant des enfants) ont élargi la population active, montre que les évolutions

démographiques et sociales au sein de la population en âge de travailler peuvent accroître l'emploi (Blyton, 2018).

3.2. Statistique descriptive

La statistique descriptive décrit, présente et résume les caractéristiques essentielles d'un ensemble de données, telles que la moyenne, l'écart-type, la valeur minimale et la valeur maximale (Kaur et al., 2018).

Tableau 1. Statistiques descriptives

Variables	Observations	Moyenne	Écart-type	Min	Max
EMPSERV	468	11720	21227,4	127,53	128087,9
LNEMPSEV	468	8,301	1,554	4,848	11,760
LLNEMSERV	432	8,292	1,555	4,848	11,754
IA	468	5,052	17,092	0	100
IDE	468	4,90e+09	4,95e+10	-3,45e+11	2,18e+11
POP	468	65,510	2,540	58,734	71,825
EFFGOUV	468	1,164	0,583	-3,433	2,210

Source : élaboration propre basée sur STATA 17.0.

Le tableau 1 montre que l'emploi dans le secteur des services (EMPSERV) présente une moyenne de 11 720 employés dans le secteur des services, valeur inférieure à la valeur de l'écart-type (21 228), ce qui indique une forte dispersion des données. En revanche, après la transformation logarithmique, la variance est stabilisée, et la moyenne est de 8,30, plus grande que l'écart-type de 1,55. Par ailleurs, la variable endogène (LLNEMSERV), qui correspond à la valeur de LNEMSERV en t-1, a montré une variance stable et une moyenne de 8,29 qui est plus grande que l'écart-type (1,55) ; des valeurs quasi identiques à celles observées après transformation logarithmique.

En plus, toutes les autres variables montrent une moyenne supérieure à l'écart-type, ce qui indique que les valeurs sont concentrées autour de la moyenne.

3.3. Matrice de corrélation

La matrice de corrélation montre les associations entre les variables dépendantes et indépendantes et entre les variables elles-mêmes. La corrélation est exprimée par le coefficient de corrélation (*r*) (Daemen & Rijmen, 2020).

Tableau 2. Matrice de correlation

	LNEMP-SERV	LLNEMP-SER	LNAI	LNIDE	LNPOP	LNEF-FGOUV
LNEMP-SERV	1					
LLNEMP-SER	0,9979*	1				
LNIA	0,8569*	0,8551*	1			
LNIDE	0,4482*	0,4518*	0,5202*	1		
LNPOP	–0,2279*	–0,2231*	–0,3081*	–0,2276*	1	
LNEF-FGOUV	–0,0908	–0,0900	0,1288*	0,3500*	–0,1974*	1

Source : Calcul de l'autrice en utilisant STATA 17.0.

Selon la matrice de corrélation présentée dans le tableau 2, il existe une forte corrélation positive (r = 0,9979) entre l'emploi dans le secteur des services en période t (LNEMPSERV) et la valeur en t – 1 (LLNEMPSER), qui est la variable endogène ; cela explique la grande persistance de la série.

En plus, il existe une forte corrélation positive entre l'indice d'IA et l'emploi dans le secteur des services (r = 0,8569). Cela suggère que les secteurs présentant une exposition plus élevée à l'IA ont tendance à être associés à des niveaux d'emploi plus élevés dans les services.

Ensuite, il y a une relation positive mais faible (r = 0,4482) entre l'investissement direct à l'étranger (LNIDE) et l'emploi dans le secteur des services (LNEMPSERV). Cela montre que l'IDE constitue un facteur secondaire affectant l'emploi dans le secteur des services.

Cependant, la population montre une corrélation négative et faible avec l'emploi dans le secteur des services (r = –0,2279), ce qui implique que l'emploi dans le secteur des services en proportion de la population est faible ; en raison de l'effet direct de l'adoption et de la diffusion de l'IA, l'impact de la population sur l'emploi dans le secteur des services se trouve occulté.

3.4. Les tests de diagnostic

Avant d'estimer le modèle dynamique GMM, il est nécessaire d'appliquer certains tests pour évaluer les propriétés statistiques des données ; ces tests sont : le test de multicolinéarité, d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation.

3.4.1. Multicolinéarité

La multicolinéarité, désigne une situation dans laquelle deux ou plusieurs variables indépendantes d'un modèle de régression présentent des corrélations élevées entre elles.

Tableau 3. Valeurs de la Variance Inflation Factor (VIF)

Variable	VIF	1/VIF
LLNEMSERV	5,92	0,169
LNIA	5,65	0,177
LNIDE	1,59	0,629
LNEFFGOUV	1,56	0,640
LNPOP	1,50	0,668
Moyenne VIF	3,24	

Source : élaboration propre basée sur STATA 17.0.

Le tableau 3 présente les coefficients de corrélation par paires entre les variables. Toutes les valeurs se situent bien en dessous du seuil conventionnel de 10, ce qui indique l'absence de multicolinéarité sévère susceptible de compromettre la fiabilité de l'estimation, ce qui confirme que la multicolinéarité ne pose pas de problème dans le modèle (Wooldridge, 2016).

3.4.2. Hétéroscédasticité

Ce test est utilisé pour déterminer si la variance des résidus est constante ou non, où l'hypothèse nulle est que la variance est constante et que les erreurs sont homoscédastiques (Astivia & Zumbo, 2019).

Les résultats du test de Breusch-Pagan montrent que la valeur de probabilité $p = 0{,}000$ est inférieure à 0,05, ce qui indique la présence d'hétéroscédasticité et que la variance des erreurs n'est pas constante.

3.4.3. Autocorrélation

Ce test est utilisé pour savoir si les erreurs sont corrélées entre elles, où l'hypothèse nulle consiste en ce que les erreurs ne sont pas corrélées (Wooldridge, 2016). Le test de Wooldridge a indiqué une valeur de probabilité $p = 0{,}000$, ce qui montre la présence d'autocorrélation.

3.5. Spécification du modèle et technique d'estimation de GMM

Tout d'abord, avant d'estimer, on a utilisé une méthode pour créer un indicateur de l'intelligence artificielle, fondée sur l'analyse des composants principaux (ACP). Ensuite, on va estimer l'impact de l'intelligence artificielle sur l'emploi dans le secteur des services en utilisant le modèle des moments généralisés (GMM).

Selon Arellano–Bond (Arellano & Bond, 1991) et Arellano–Bover / Blundell–Bond (Arellano & Bover, 1995 ; Blundell & Bond, 1998), ces estimateurs sont utilisés lorsque le nombre de pays (*N*) est supérieur au nombre d'années (*T*), et en présence d'autocorrélation et d'hétéroscédasticité. Cette méthode élimine l'hétérogénéité inobservable et traite l'endogénéité à l'aide d'instruments. L'estimation d'Arellano–Bond commence par transformer tous les régresseurs, ce qu'on appelle le GMM en différence. Ces modèles présentent des avantages par rapport aux modèles OLS en panel poolés, qui ne prennent pas en compte l'hétérogénéité non observée entre les pays et génèrent des estimateurs biaisés lorsque les régresseurs sont corrélés avec des facteurs structurels omis (Baltagi, 2021). Ensuite, comme test de validité de GMM, on utilise les tests de Hansen-*J* (2010) et de Sargan (1958) qui sont utilisés pour évaluer la validité des instruments et tester l'autocorrélation.

Avant d'estimer ces variables, on a utilisé la transformation logarithmique en raison de valeurs de grande magnitude (Benoit, 2011).

3.5.1. Spécification du modèle

Les analyses empiriques consistent à examiner comment l'intelligence artificielle affecte l'emploi dans le secteur des services, en tenant compte de variables macroéconomiques telles que l'efficacité gouvernementale, l'investissement direct à l'étranger et la population, comme l'indiquent les équations 1 et 2.

Équation 1 : Fonction du modèle

$$EMPSERV = f(IA, EFFGOUV, IDE, POP) \tag{1}$$

Pour intégrer la persistance de l'emploi dans le secteur des services et contrôler les effets non observés spécifiques aux pays, le modèle est spécifié sous forme de panel dynamique comme suit:

Équation 2 : Équation du modèle dynamique

$$LNEMPSEV_{it} = \alpha LLNEMPSERV_{it-1} + \beta_1 LNIA_{it} + \beta_2 LNEFFGOUV_{it} + \\ + \beta_3 LNIDE_{it} + \beta_4 LNPOP_{it} + \mu_i + \varepsilon_{it} \tag{2}$$

où α mesure le degré de persistance de l'emploi dans le secteur des services, $LLNEMPSERV_{it-1}$ est une variable endogène qui mesure la persistance de la variable dépendante et reflète la vitesse des ajustements.

β_1, β_2, β_3 et β_4 sont les coefficients des variables explicatives et μ_i capture l'hétérogénéité non observée entre les pays, et ε_{it} est l'erreur idiosyncratique.

La stratégie d'instrumentation repose sur deux catégories d'instruments. D'une part, des instruments standards, traités comme strictement exogènes, comprenant la part de la population âgée de 15 à 64 ans, l'indicateur d'efficacité gouvernementale, ainsi que les premiers retards des variables LNAI et LNFDI (L.LNAI, L.LNFDI).

3.5.2. Analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales est une méthode statistique utilisée pour réduire les dimensions. Elle repose sur les corrélations entre les variables. Premièrement, on teste les corrélations, qui doivent être d'au moins 0,3. Ensuite, on utilise le test de sphéricité de Bartlett de l'indice KMO (Kaiser–Mayer–Olkin).

Cette technique est utilisée pour créer l'indicateur d'IA, incluant des composants tels que les demandes de brevets résidentielles et non résidentielles. Ces composants sont exprimés par nombre, donc on n'a pas besoin de les standardiser. Pour les valeurs qui manquent, on a utilisé l'imputation multiple (Young & Johnson, 2015).

Plusieurs méthodes de regroupement des caractéristiques sont utilisées, mais ce qui distingue cette méthode parmi les autres méthodes dimensionnelles est son erreur la plus faible, c'est la raison pour laquelle cette méthode a été choisie pour combiner différents indicateurs d'intelligence artificielle et construire un indicateur d'Intelligence artificielle (Jafarzadegan et al., 2019).

Tableau 4. Matrice de corrélation

Variables	Demandes de brevets résidentiels	Demandes de brevets non résidentiels
Demandes de brevets résidentiels	1	
Demandes de brevets non résidentiels	0,8355	1

Source : élaboration propre basée sur STATA 17.0.

La matrice de corrélation dans le tableau 4 montre une forte corrélation entre les demandes de brevets résidentielles et non résidentielles, où le coefficient de

corrélation est r = 0,8355. Cela signifie que les variables partagent une information commune importante, ce qui justifie l'utilisation de l'analyse en composantes principales (ACP). En effet, une forte corrélation suggère que les variables peuvent être regroupées au sein d'une même composante principale, permettant ainsi de réduire la dimension des données tout en conservant une grande partie de la variance expliquée (tableau 5).

Tableau 5. Analyse en composantes principales (ACP)/ Corrélations

Composants	Valeurs propres	Différence	Proportion	Cumulatif
Composant 1	1,835	1,670	0,917	0,917
Composant 2	0,164		0,08	1

Source : STATA 17.0.

La première composante explique 91,7% de la variation des données, et les valeurs propres sont supérieures à 1, ce qui justifie la nécessité d'utiliser la méthode ACP.

Ensuite, pour évaluer l'adéquation de l'échantillonnage de la matrice de corrélation, on utilise deux mesures : le test de sphéricité de Bartlett et l'indice d'adéquation de l'échantillonnage de Kaiser–Meyer–Olkin (KMO).

L'indice de Kaiser–Meyer–Olkin (KMO) mesure l'adéquation de l'échantillon pour une analyse d'ACP (Hadi et al., 2016). Les résultats du test de KMO obtenus (0,5) atteignent le seuil minimal recommandé par Kaiser (1974).

Le test de sphéricité de Bartlett repose sur une approximation par la loi du chi carré de deux degrés, où χ^2 = 396,84 et la probabilité p = 2,675e-88. Ce test vérifie également l'hypothèse nulle selon laquelle la matrice de corrélation initiale est l'identité. La valeur significative inférieure à 0,05 permet de rejeter l'hypothèse nulle et indique que les variables sont suffisamment corrélées pour justifier l'utilisation de l'ACP (Rojas-Valverde et al., 2020).

3.5.3. Résultats et discussion

Cette section présente les résultats de l'estimation du modèle des moindres carrés ordinaires poolés (POLS) en premier temps, comme borne supérieure (β = 0,996), puis le modèle à effets fixes comme borne inférieure (β = 0,614) (annexe, tableau A1). Selon la règle empirique, si l'estimateur du GMM en différences est supérieur à celui des effets fixes, on retient le GMM en différences ; s'il lui est inférieur ou proche, on utilise le GMM en système (Ullah et al., 2018). Dans ce cas, l'estimateur du GMM en différences est supérieur à l'estimateur à effets fixes (β = 0,890 > β = 0,614), alors on privilégie le GMM en différences.

Équation 3 : Équation du modèle des moindres carrés poolés (POLS)

$$LNMESERV_{it} = 0{,}996\ LLNMSERV_{it-1} + 0{,}0002\ LNIA_{it} + 0{,}002\ LNIDEi_{it} + \\ + 0{,}030\ LNPOP_{it} + 0{,}000\ LNEFFGOUV_{it} - 0{,}136 + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

Équation 4 : Équation du modèle à effets fixes

$$LNMESERV_{it} = 0{,}614\ LLNMSERV_{it-1} + 0{,}032\ LNIA_{it} - 0{,}0001\ LNIDEi_{it} + \\ - 1{,}655\ LNPOP_{it} + 0{,}022\ LNEFFGOUV_{it} + 10{,}250 + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

Équation 5 : Équation du modèle dynamique, GMM en différences

$$LNMESERV_{it} = 0{,}890\ LLNMSERV_{it-1} - 0{,}048\ LNIA_{it} + 0{,}0059\ LNIDEi_{it} + \\ - 0{,}600\ LNPOP_{it} - 0{,}026\ LNEFFGOUV_{it} + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

Ensuite, le modèle choisi est le GMM en différence ; il indique que la variable endogène (LLNMESERV) est positive et significative au niveau de 0,1% ($p = 0{,}000$), le coefficient ($\beta = 0{,}890$) indique une forte persistance de l'emploi dans les services : les chocs ont des effets qui se dissipent lentement, sans toutefois être permanents, dans la mesure où le coefficient reste strictement inférieur à 1. En outre, il explique qu'une augmentation de 1% de l'emploi dans les services à la période précédente ($t - 1$) est associée à une augmentation de 0,890% de l'emploi dans les services à la période actuelle (t), toutes choses égales par ailleurs. En plus, la valeur du coefficient est supérieure à la valeur de l'erreur-type ($\beta = 0{,}890 > \text{SE} = 0{,}144$), ce qui indique que l'estimation est précise.

Cependant, l'indice de l'intelligence artificielle a montré un impact négatif et significatif ($\beta = -0{,}048$, $p = 0{,}021$), l'IA étant mesurée sur une échelle de rang de 0 à 100 (0 = faible adoption, 100 = adoption élevée), une augmentation d'un point de ce classement est associée à une diminution d'environ 4,8% de l'emploi dans les services, toutes choses égales par ailleurs. Ce résultat suggère que l'adoption et la diffusion de l'IA ont un effet négatif et significatif sur l'emploi dans le secteur des services au sein des pays de l'OCDE. Par ailleurs, la valeur du coefficient en valeur absolue est supérieure à l'erreur-type ($\beta = 0{,}048 > \text{SE} = 0{,}019$), ce qui indique la précision de l'estimation. Ensuite, les tests de validité montrent des valeurs supérieures à la valeur d'$\alpha = 0{,}05$, telles que Sargan ($p = 0{,}629$) et le test de Hansen ($p = 0{,}38$), ce qui indique la validité des instruments, et AR (1) et AR (2) ont des valeurs de p de 0,139 et 0,253 respectivement, ce qui indique l'absence d'autocorrélation.

Par conséquent, si l'on considère l'ensemble des technologies d'automatisation, y compris l'intelligence artificielle, 27% des emplois appartiennent à des professions exposées à un risque élevé d'automatisation. Les premiers résultats d'une nouvelle enquête de l'OCDE sur l'impact de l'IA dans les secteurs manufacturiers et financiers qui sont considérés comme des secteurs des services de sept pays mettent en évidence à la fois les opportunités et les risques associés à l'IA (Broecke, 2023). Alors, ce résultat est conforme à la théorie de la destruction créatrice et au rapport de l'OCDE, où l'IA a éliminé des emplois dans le secteur des services, ainsi qu'à la théorie du changement technologique biaisé, et conteste l'hypothèse de création de nouveaux emplois.

En plus, les variables de contrôle ne présentent pas de significativité, et les résultats présentent un impact non significatif de la population sur l'emploi dans le secteur des services, ce qui s'explique par le fait que la population exerce un effet indirect sur l'emploi. Cela peut se comprendre par le fait que la population agit davantage comme une condition de fond que comme un moteur actif.

Par ailleurs, l'investissement direct étranger (IDE) n'a pas d'effet significatif sur l'emploi dans le secteur des services, étant donné que, parfois, l'investissement entraîne une augmentation de la productivité mais, si celle-ci n'est pas accompagnée d'une augmentation de la production suffisante, son effet peut être neutre ou négatif (Jula & Jula, 2017).

Il convient de noter que les résultats ci-dessus sont expliqués par le fait qu'en moyenne, la part des nouvelles embauches sous contrat temporaire est diminuée de 49% à 46% au sein des pays de l'OCDE tels que la Norvège, la Suède et la République slovaque, tandis que la Lituanie et l'Islande ont connu une augmentation de la part des nouvelles embauches sous contrat temporaire, bien qu'à partir de niveaux initiaux bas. En outre, le travail à temps partiel involontaire parmi les nouvelles embauches a diminué entre le quatrième trimestre 2019 et le quatrième trimestre 2022 au Canada, au Costa Rica, au Royaume-Uni et aux États-Unis. De même, dans les pays européens, le travail à temps partiel involontaire parmi les nouvelles embauches a diminué dans 18 des 21 pays pour lesquels des données sont disponibles entre le premier trimestre 2021 et le premier trimestre 2022. En revanche, le Danemark et la Finlande ont affiché les écarts les plus importants entre la croissance du salaire horaire des personnes possédant des compétences en IA et celle de l'économie en général. Ce qui montre que l'effet de l'IA dans ces pays est presque négligeable (Broecke, 2023).

Il est bien de noter que près de la moitié des services publics de l'emploi (SPE) de l'OCDE utilisent l'IA pour améliorer la prestation de leurs services aux demandeurs d'emploi et aux employeurs, ce qui est introduit dans le secteur des services publics et qui est amélioré par l'IA (Brioscú et al., 2024).

3.5.4. Vérification de la robustesse des résultats

Afin de vérifier la robustesse des résultats, une variable indicatrice covid (= 1 pour 2020–2021) a été introduite dans le modèle GMM en différence. Le coefficient associé à LNAI demeure négatif et statistiquement significatif (β = –0,047, p = 0,025), confirmant la robustesse de la relation entre l'indice d'IA et l'emploi dans les services une fois le choc pandémique isolé statistiquement. Le coefficient associé à la variable covid est lui-même négatif et significatif (β = –0,029, p < 0,001), confirmant l'existence d'un impact distinct et négatif de la pandémie sur l'emploi dans les services, indépendamment de l'effet de l'IA.

Les tests de spécification du modèle (Hansen, p = 0,868 ; AR (2), p = 0,590) ne rejettent pas la validité des instruments utilisés (annexe, tableau A2). Il convient de souligner que la période 2020–2021 a également coïncidé avec une accélération notable de l'adoption de l'intelligence artificielle par les entreprises, dans un contexte de digitalisation forcée par la pandémie (Singla, 2024). Le fait que l'effet négatif de l'IA sur l'emploi dans les services demeure significatif même après avoir isolé statistiquement ce choc conjoncturel renforce la robustesse de notre résultat principal et suggère qu'il ne s'agit pas d'un artefact lié à la période pandémique, mais bien d'une relation structurelle entre l'adoption de l'IA et la dynamique de l'emploi dans ce secteur.

Conclusion et recommandations

Premièrement, cet article propose un indicateur synthétique d'adoption de l'intelligence artificielle au sein des pays de l'OCDE, répondant à l'absence de mesures harmonisées dans les études existantes. Deuxièmement, il se concentre sur le secteur des services, qui représente une part importante de l'emploi total dans les pays de l'OCDE et reste sous-étudié par rapport au secteur manufacturier dans la littérature sur l'automatisation. Troisièmement, il traduit ces résultats empiriques en implications de politique publique différenciées selon le niveau de maturité technologique des pays, offrant ainsi un cadre actionnable pour les décideurs publics.

Cette étude visait à analyser l'impact de l'intelligence artificielle sur l'emploi dans le secteur des services dans les pays de l'OCDE, sur la période 2012–2024, à partir d'un indice d'IA construit par analyse en composantes principales (ACP). Les résultats de l'estimation par la méthode des moments généralisés (GMM en différence) révèlent un impact négatif et statistiquement significatif de l'intelligence artificielle sur l'emploi dans le secteur des services, avec une diminution associée de 4,8%. Ce résultat s'avère robuste au contrôle de la période

de la pandémie de COVID-19 : l'introduction d'une variable indicatrice covid dans le modèle confirme un effet négatif distinct de la pandémie sur l'emploi ($\beta = -0{,}029$, $p < 0{,}001$), sans pour autant altérer la significativité de la relation entre l'IA et l'emploi ($\beta = -0{,}047$, $p = 0{,}025$), ce qui suggère que cette relation reflète une dynamique structurelle plutôt qu'un artefact conjoncturel lié à la crise sanitaire. En plus, il est important de noter que cette période marque une évolution de l'intelligence artificielle telle que ChatGPT, ce qui indique son impact sur l'emploi dans le secteur des services.

Ce résultat indique que l'essor de l'intelligence artificielle ne s'accompagne pas d'une croissance de l'emploi dans le secteur des services, révélant au contraire une dynamique de substitution. Il est cohérent avec la théorie du changement technologique biaisé, avec l'hypothèse de destruction d'emplois associée à la théorie de la destruction créatrice, ainsi qu'avec les approches de la croissance économique portant sur l'automatisation, qui anticipent une destruction nette d'emplois lors des phases de diffusion technologique rapide, et soulignent en retour l'importance croissante des compétences liées à l'IA.

Sur le plan des politiques publiques, ces résultats appellent une action ciblée selon les pays et leur niveau de maturité en matière d'IA. Dans les économies où l'adoption de l'IA est plus avancée (par exemple, les pays nordiques, la France ou la Belgique), des instruments tels que des programmes de reconversion professionnelle, des dispositifs de soutien à la mobilité sectorielle et des partenariats entre institutions de formation et entreprises pourraient être mobilisés pour anticiper les pertes d'emploi et accompagner les travailleurs du secteur des services vers les métiers émergents. Dans les pays où l'adoption est moins avancée, des politiques de prévention et d'évaluation continue des risques seraient nécessaires, en ciblant en particulier les professions les plus exposées à l'automatisation, telles que les employés administratifs, les métiers de la relation client et les postes axés sur des tâches répétitives (Broecke, 2023).

Par conséquent, conformément aux résultats, comme implication, 24 des 27 États membres de l'Union européenne ont désormais adopté des stratégies nationales en matière d'intelligence artificielle, et les pays restants sont en train de le faire. Ces stratégies reflètent des priorités nationales distinctes. Beaucoup ont été récemment mises à jour ou sont en cours de révision afin de suivre le rythme des évolutions réglementaires, des progrès rapides de l'IA générative et des objectifs de politique publique en mutation. Cette dynamique témoigne de la capacité d'adaptation de l'Europe, tout en mettant en évidence des disparités persistantes en matière de portée, de financement et de mise en œuvre (OECD.AI, 2025).

En termes de système éducatif, dans le prolongement des résultats, qui mettent en évidence un impact négatif de l'adoption de l'intelligence artificielle

sur le niveau d'emploi dans le secteur des services au sein des pays de l'OCDE, le projet AIFS (AI and the Future of Skills) de l'OCDE constitue une initiative de référence : il développe un cadre d'évaluation complet permettant de mesurer les capacités de l'IA et de les comparer aux compétences humaines, en s'appuyant notamment sur des tests éducatifs et des tests de certification professionnelle utilisés pour l'ensemble des compétences et métiers pertinents pour l'éducation et le monde du travail. Ce projet vise à produire des indicateurs permettant aux décideurs publics d'anticiper les effets de l'IA sur l'éducation et l'emploi. Il est essentiel de souligner que la requalification et le perfectionnement des compétences (*upskilling* et *reskilling*) jouent un rôle central dans la restructuration du marché du travail et permettent d'atténuer les perturbations induites par l'adoption de l'intelligence artificielle.

Ces enseignements devraient être directement intégrés aux politiques éducatives et aux référentiels de formation professionnelle, afin d'orienter la refonte des curricula vers des compétences difficilement automatisables (analyse critique, résolution de problèmes complexes, compétences relationnelles à forte valeur ajoutée), plutôt que vers des compétences techniques ou répétitives déjà fortement exposées à la substitution par l'IA. Une articulation plus étroite entre les résultats empiriques sur l'exposition sectorielle à l'IA et les cadres d'évaluation des compétences comme celui du projet AIFS permettrait ainsi aux systèmes éducatifs de mieux anticiper les besoins de reconversion identifiés par ce type d'analyse (OECD, 2023).

Comme limite de cet article, le proxy d'IA utilisé mériterait d'être étudié sous une autre forme, dans la mesure où plusieurs études antérieures mobilisent des mesures différentes de l'adoption de l'IA, telles que des indices d'adoption dans les firmes, dont les données restent toutefois difficiles à obtenir et ne sont pas agrégées par pays.

À titre de prolongement des travaux existants, il conviendrait d'explorer systématiquement l'incidence de l'intelligence artificielle sur la dynamique de l'emploi dans d'autres branches économiques, en recourant aux algorithmes d'apprentissage automatique. Une telle perspective se fonde sur l'absence, dans la littérature récente, de validation empirique relative à l'utilisation de ces méthodes avancées pour la prévision des tendances occupationnelles à l'ère de l'IA.

Annexe

Tableau A1. Résultats de l'estimation des modèles moindre carré poolés, modèle à effet fixes et modèle Gmm en différence et les diagnostics

Variables	OLS			Effet fixes			Difference GMM-Two steps		
	coefficient	standard error	probability	coefficient	standard error	probability	coefficient	standard error	probability
LLNMESERV	0,996***	0,004	0,000	0,614***	0,070	0,000	0,890***	0,144	0,000
LNIA	0,0002	0,002	0,928	0,032**	0,010	0,002	–0,048*	0,019	0,021
LNIDE	0,002	0,002	0,318	–0,0001	0,003	0,970	0,0059	0,004	0,165
LNPOP	0,030	0,088	0,729	–1,655***	0,402	0,000	–0,600	0,450	0,200
LNEFFGOUV	0,000	0,008	0,956	0,022	0,029	0,453	–0,026	0,029	0,390
Constant	–0,136	0,378	0,718	10,250	2,142	0,000			
Post estimation de GMM									
	statistique					***p*-value**			
Sargan Test	4,35					0,629			
Hansen *J*-Test	5,50					0,481			
AR (1)	–1,48					0,139			
AR (2)	–1,14					0,253			
Nombre d'instruments	11								

Note : * significatif à 5%, ** significatif à 1%, *** significatif à 0,1%.

Source : élaboration propre basée sur STATA 17.0.

Tableau A2. Résultats de l'estimation du modèle GMM en différence en tenant compte de la variable indicatrice de COVID

Variables	Difference GMM-Two steps		
	coefficient	standard error	probability
LLNMESERV	0,803***	0,126	0,000
LNIA	–0,047*	0,019	0,025
LNIDE	0,006*	0,002	0,026
LNPOP	–1,070*	0,459	0,032
LNEFFGOUV	–0,039	0,030	0,215
Covid	–0,028***	0,005	0,000
Post estimation de GMM			
	statistique		***p*-value**
Sargan Test	2,09		0,912
Hansen J-Test	2,50		0,868
AR (1)	–1,39		0,164
AR (2)	0,54		0,590
Nombre d'instruments	12		

Source : élaboration propre basée sur STATA 17.0.

References

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor. *Journal of Economic Perspectives*, *33*(2), 3–30.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020, May). Unpacking skill bias: Automation and new tasks. *AEA Papers and Proceedings*, *110*, 356–361. https://doi.org/10.1257/pandp.20201063

Aghion, P., & Howitt, P. (2023). The creative destruction approach to growth economics. *European Review*, *31*(4), 312–325. https://doi.org/10.1017/S1062798723000212

Albanesi, S., Dias da Silva, A., Jimeno, J. F., Lamo, A., & Wabitsch, A. (2025). *New technologies and jobs in Europe*. NBER Working Paper, 31357. https://doi.org/10.3386/w31357

Arellano, M., & Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *The Review of Economic Studies*, *58*(2), 277–297.

Arellano, M., & Bover, O. (1995). Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. *Journal of Econometrics*, *68*(1), 29–51.

Astivia, O. L. O., & Zumbo, B. D. (2019). Heteroskedasticity in multiple regression analysis: What it is, how to detect it and how to solve it with applications in R and SPSS. *Practical Assessment, Research & Evaluation*, *24*(1), n1.

Baltagi, B. H. (2021). Heteroskedasticity and serial correlation in the error component model. In B. Baltagi, *Econometric analysis of panel data* (pp. 109–147). Springer

Benoit, K. (2011). Linear regression models with logarithmic transformations. *London School of Economics*, *22*(1), 23–36.

Blundell, R., & Bond, S. (1998). Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, *87*(1), 115–143.

Blyton, P. (2018). Working population and employment. In R. Bean (Ed.), *International labour statistics* (pp. 18–49). Routledge.

Brioscú, A., Lauringson, A., Saint-Martin, A., & Xenogiani, T. (2024). *A new dawn for public employment services: Service delivery in the age of artificial intelligence*. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/5dc3eb8e-en

Broecke, S. (2023). Artificial intelligence and the labour market: Introduction. *OECD Employment Outlook*, *93*. https://doi.org/10.1787/08785bba-en

Calvino, F., Dernis, H., Samek, L., & Ughi, A. (2024). *A sectoral taxonomy of ai intensity*. OECD Publishing.

Daemen, J., & Rijmen, V. (2020). Correlation matrices. In J. Daemen & V. Rijmen, *The design of Rijndael: The advanced encryption standard (AES)* (pp. 91–113). Springer.

Ding, C., Song, X., Xing, Y., & Wang, Y. (2023). Bilateral effects of the digital economy on manufacturing employment: substitution effect or creation effect? *Sustainability*, *15*(19), 14647. https://doi.org/10.3390/su151914647

Doraszelski, U., & Jaumandreu, J. (2018). Measuring the bias of technological change. *Journal of Political Economy*, *126*(3), 1027–1084.

Green, A., & Lamby, L. (2023). *The supply, demand and characteristics of the AI workforce across OECD countries*. OECD Social, Employment, and Migration Working Papers, (287), 1–62. https://doi.org/10.1787/bb17314a-en

Growiec, J. (2019). The hardware-software model: A new conceptual framework of production, R&D, and growth with AI. SGH KAE Working Papers, 2019/042. https://doi.org/10.33119/kaewps2019042

Gu, T. T., Zhang, S. F., & Cai, R. (2022). Can artificial intelligence boost employment in service industries? Empirical analysis based on China. *Applied Artificial Intelligence*, *36*(1), 2080336. https://doi.org/10.1080/08839514.2022.2080336

Guarascio, D., & Reljic, J. (2025). AI and employment in Europe. *Economics Letters*, *247*, 112183. https://doi.org/10.1016/j.econlet.2025.112183

Hadi, N. U., Abdullah, N., & Sentosa, I. (2016). An easy approach to exploratory factor analysis: Marketing perspective. *Journal of Educational and Social Research*, *6*(1), 215–223.

Hansen, L. P. (2010). Generalized method of moments estimation. In S. N. Durlauf & L. E. Blume (Eds.), *Macroeconometrica and time series analysis* (pp. 105–118). Palgrave Macmillan.

İşcan, E. (2021). An old problem in the new era: Effects of artificial intelligence to unemployment on the way to industry 5.0. *Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, *16*(61), 77–94. https://doi.org/10.19168/jyasar.781167

Jafarzadegan, M., Safi-Esfahani, F., & Beheshti, Z. (2019). Combining hierarchical clustering approaches using the PCA method. *Expert Systems with Applications*, *137*, 1–10.

Jula, D., & Jula, N. M. (2017). Foreign direct investments and employment. Structural analysis. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, *20*(2), 29–44.

Kaiser, H. F. (1974). An index of factorial simplicity. *Psychometrika*, *39*(1), 31–36.

Kaur, P., Stoltzfus, J., & Yellapu, V. (2018). Descriptive statistics. *International Journal of Academic Medicine*, *4*(1), 60-63.

Lin, S., Tuvd, D., & Buljinsuren, O. (2026). Empirical analysis of the impact of AI on the employment of employees in service enterprises. *Norwegian Journal of Development of the International Science*, (150), 45–53.

Ma, H., Gao, Q., Li, X., & Zhang, Y. (2022). AI development and employment skill structure: A case study of China. *Economic Analysis and Policy*, *73*, 242–254. https://doi.org/10.1016/j.eap.2021.11.007

Mutascu, M. (2021). Artificial intelligence and unemployment: New insights. *Economic Analysis and Policy*, *69*, 653–667. https://doi.org/10.1016/j.eap.2021.01.012

OECD. (2023). *AI and the future of skills*, vol. 2: *Methods for evaluating AI capabilities.* OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/a9fe53cb-en

OECD.AI. (2025). Tracking Europe's progress on AI: Insights from the implementation of the EU Coordinated Plan on Artificial Intelligence. OECD. https://oecd.ai/en/wonk/tracking-europes-progress-on-ai-insights-from-the-implementation-of-the-eu-coordinated-plan-on-artificial-intelligence

O'Reilly, J., Ranft, F., Neufeind, M., Gregory, S. S., Zierahn, U., Went, R., & Holts, K. (2018). *Work in the digital age: Challenges of the fourth industrial revolution*. Rowman & Littlefield.

Osabohien, R., Oluwalayomi, D. A., Itua, O. Q., & Elomien, E. (2020). Foreign direct investment inflow and employment in Nigeria. *Investment Management & Financial Innovations*, *17*(1), 77.

Rasulov, J. (2022). *Technological innovation and unemployment across Sweden: An analysis based on patent counts* [master's thesis]. Linnaeus University. https://lnu.diva-portal.org/smash/record.jsf?pid=diva2:1664857

Rojas-Valverde, D., Pino-Ortega, J., Gómez-Carmona, C. D., & Rico-González, M. (2020). A systematic review of methods and criteria standard proposal for the use of principal component analysis in team's sports science. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *17*(23), 8712.

Romer, P. M. (1989). *What determines the rate of growth and technological change?* World Bank Publications.

Sargan, J. D. (1958). The estimation of economic relationships using instrumental variables. *Econometrica*, *26*(3), 393–415.

Schumpeter, J. (1942). Creative destruction. *Capitalism, Socialism and Democracy*, *825*, 82–85.

Shabbir, A., Kousar, S., Kousar, F., Adeel, A., & Jafar, R. A. (2019). Investigating the effect of governance on unemployment: A case of South Asian countries. *International Journal of Management and Economics*, *55*(2), 160–181.

Shao, S., Shi, Z., & Shi, Y. (2022). Impact of AI on employment in manufacturing industry. *International Journal of Financial Engineering*, *9*(3), 2141013. https://doi.org/10.1142/S2424786321410139

Singla, A., Sukhovetsky, A., Yee, L., & Chui, M. (2024). *The state of AI in 2025: Agents, innovation, and transformation*. McKinsey & Company.

Uctu, R., Tuluce, N. S. H., & Aykac, M. (2024). Creative destruction and artificial intelligence: The transformation of industries during the sixth wave. *Journal of Economy and Technology*, *2*, 296–309. https://doi.org/10.1016/j.ject.2024.09.004

Ullah, S., Akhtar, P., & Zaefarian, G. (2018). Dealing with endogeneity bias: The generalized method of moments (GMM) for panel data. *Industrial Marketing Management*, *71*, 69–78.

Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics a modern approach*. Cengage Learning.

World Bank. (2024). *DataBank*. World Bank Indicators. https://databank.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.KD.ZG/1ff4a498/Popular-Indicators

Wu, L., & Kane, G. C. (2021). Network-biased technical change: How modern digital collaboration tools overcome some biases but exacerbate others. *Organization Science*, *32*(2), 273–292. https://doi.org/10.1287/orsc.2020.1368

Young, R., & Johnson, D. R. (2015). Handling missing values in longitudinal panel data with multiple imputation. *Journal of Marriage and Family*, *77*(1), 277–294.