

Les technologies productives comme facteur spécifique de production : une analyse comparative sur données de panel

Productive Technologies as a Specific Factor of Production : A Comparative Analysis Using Panel Data

Abdellah YOUSFI

Enseignant chercheur

Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales – Souissi

Université Mohammed V- Maroc

Laboratoire d'analyse économique et de modélisation économiques

Younes BENABDERRAHMANE

Doctorant

Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales – Souissi

Université Mohammed V- Maroc

Laboratoire d'analyse économique et de modélisation économiques

Date de soumission : 20/07/2026

Date d'acceptation : 09/10/2026

Pour citer cet article :

YOUSFI. A. & BENABDERRAHMANE. Y. (2026) « Les technologies productives comme facteur spécifique de production : une analyse comparative sur données de panel », Revue Française d'Économie et de Gestion « Volume 7 : Numéro 10 » pp : 957- 985.

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons

Attribution License 4.0 International License



Résumé

La robotisation transforme progressivement la combinaison des facteurs de production dans les économies industrielles. Cette étude examine la relation entre robotisation, production manufacturière et contribution du travail dans cinq économies sur la période 2000–2024. L'analyse repose sur une fonction de production Cobb-Douglas augmentée. Les estimations à effets fixes pays montrent que le capital et l'emploi présentent une association positive et significative avec la production, alors que le coefficient contemporain des robots n'est pas statistiquement significatif. En revanche, l'introduction d'une interaction entre emploi et robotisation fait apparaître un coefficient négatif et significatif. Ce résultat indique que l'élasticité conditionnelle du travail diminue lorsque le niveau de robotisation augmente, ce qui est compatible avec une substitution partielle entre certaines tâches humaines et les technologies automatisées. Les différences observées entre économies confirment l'hétérogénéité de cette relation. Les résultats sont interprétés comme des associations conditionnelles compte tenu des risques d'endogénéité et de la forte corrélation entre capital et robotisation.

Mots clés : Robotisation ; production manufacturière ; emploi ; capital physique ; fonction de production Cobb-Douglas.

Abstract

Robotisation is progressively transforming the combination of production factors in industrial economies. This study examines the relationship between robotisation, manufacturing output and the contribution of labour in five economies over the period 2000–2024. The analysis is based on an augmented Cobb-Douglas production function. The country fixed-effects estimates show that capital and employment are positively and significantly associated with output, whereas the contemporaneous coefficient of robots is not statistically significant. By contrast, introducing an interaction between employment and robotisation yields a negative and significant coefficient. This result indicates that the conditional elasticity of labour decreases as the level of robotisation increases, which is consistent with partial substitution between certain human tasks and automated technologies. The differences observed across economies confirm the heterogeneity of this relationship. The results are interpreted as conditional associations, given the risks of endogeneity and the strong correlation between capital and robotisation..

Keywords: Robotisation; manufacturing output; employment; physical capital; Cobb-Douglas production function.

Introduction

La transformation technologique des systèmes productifs s'est accélérée au cours des dernières décennies sous l'effet de la diffusion de l'automatisation, de la robotique industrielle, des technologies numériques et, plus récemment, de l'intelligence artificielle (IA). Dans les activités manufacturières, cette évolution se traduit notamment par une utilisation croissante de robots industriels intelligents dans le processus de production (assemblage, manutention, contrôle de qualité, maintenance...).

L'analyse économique de ces transformations soulève toutefois une question centrale : dans quelle mesure l'adoption des technologies automatisées et intelligentes modifie-t-elle simultanément la production et la demande de travail ? La réponse ne peut être réduite à une opposition entre une technologie créatrice de productivité et une technologie destructrice d'emplois. L'automatisation peut en effet accroître l'efficacité du processus productif tout en réduisant la quantité de travail nécessaire à l'accomplissement de certaines tâches. Elle peut également créer de nouvelles tâches, accroître la demande de certaines qualifications et favoriser l'émergence de nouvelles activités.

La littérature économique présente ainsi deux grandes lectures des conséquences du progrès technologique. Une première perspective insiste sur les mécanismes de substitution (Autor, Levy & Murnane, 2003 ; Frey & Osborne, 2017 ; Acemoglu & Restrepo, 2020). Lorsque les technologies peuvent réaliser des tâches auparavant effectuées par des travailleurs, leur diffusion est susceptible de réduire la demande de travail dans les activités concernées. Cette approche est notamment développée dans les travaux consacrés à l'automatisation des tâches et à la substitution du travail par le capital technologique. Une seconde perspective souligne au contraire les mécanismes de complémentarité et de création de nouvelles tâches. Les technologies peuvent augmenter la productivité des travailleurs, modifier leur contenu d'activité et favoriser l'apparition de nouvelles fonctions (Acemoglu & Restrepo, 2018 ; Acemoglu & Restrepo, 2020).

Cette opposition théorique est particulièrement importante dans le cas de la robotisation industrielle et l'automatisation intelligente. Une hausse du stock de robots peut être associée à une augmentation de la production sans que cela implique nécessairement une augmentation de l'emploi. De même, une diminution de l'emploi industriel dans une économie fortement robotisée ne permet pas, à elle seule, d'attribuer cette évolution à l'automatisation. La production manufacturière dépend simultanément du capital, du travail, des technologies utilisées, de la demande, de la spécialisation internationale et de nombreux autres facteurs.

La présente étude cherche à apporter un éclairage sur cette relation en intégrant explicitement les technologies productives notamment la robotisation dans une fonction de production augmentée. L'objectif n'est pas de considérer les robots comme une catégorie comptable indépendante du capital — les robots étant matériellement des biens d'équipement — mais d'isoler analytiquement la dimension technologique du capital afin d'examiner sa relation avec la production.

Cette approche permet de distinguer deux questions. La première consiste à déterminer si le stock de robots est positivement associé à la production manufacturière après contrôle du capital physique et de l'emploi. La seconde consiste à examiner si la robotisation modifie la contribution du facteur travail dans le processus productif. Cette seconde question est étudiée au moyen d'un terme d'interaction entre le stock de robots et l'emploi.

L'analyse repose sur un panel équilibré de cinq grandes économies industrielles — Allemagne, Chine, États-Unis, France et Royaume-Uni — observées annuellement sur la période 2000–2024. Le choix de ces économies tient à leur poids industriel, à l'importance de leur appareil productif et à leurs trajectoires différenciées de diffusion de la robotisation.

L'étude contribue à la littérature sur trois plans. Premièrement, elle introduit explicitement le stock de robots dans une fonction de production manufacturière tout en contrôlant l'accumulation générale du capital. Deuxièmement, elle dépasse l'interprétation des coefficients individuels pour examiner directement l'interaction entre robotisation et travail. Troisièmement, elle prend en compte l'hétérogénéité des économies étudiées et les difficultés d'identification associées notamment à la causalité inverse entre production et adoption technologique.

La suite de l'article est organisée comme suit. La première section présente le cadre théorique et la littérature relative au progrès technique, à l'automatisation et aux relations de substitution et de complémentarité entre capital et travail. La deuxième section présente les données, les variables et la stratégie économétrique. La troisième section expose les principaux résultats et leur discussion au regard de la littérature. La dernière section présente les conclusions, les implications et les limites de l'étude.

1. Revue de littérature

1.1. Les fondements théoriques de la relation entre progrès technique et emploi

La relation entre progrès technique et emploi constitue l'un des débats les plus anciens de la pensée économique. Depuis les premières analyses consacrées à la mécanisation de la production jusqu'aux travaux récents sur l'intelligence artificielle, les économistes cherchent à

comprendre comment les innovations technologiques modifient la demande de travail, la productivité et la croissance économique. Si les technologies ont profondément évolué au fil des révolutions industrielles, les interrogations fondamentales demeurent les mêmes : les innovations détruisent-elles durablement les emplois ou constituent-elles, au contraire, un moteur de création de richesse et de nouvelles opportunités d'emploi ?

Les premières réflexions remontent aux travaux de David Ricardo (1821). Tout en reconnaissant que les machines améliorent la productivité et réduisent les coûts de production, Ricardo souligne qu'elles peuvent également provoquer, à court terme, une diminution de la demande de travail en remplaçant certaines activités auparavant réalisées par les travailleurs. Cette analyse constitue l'un des premiers fondements théoriques de l'hypothèse de substitution entre le capital technique et le facteur travail.

Cette vision est approfondie par Karl Marx (1867), pour qui le progrès technique accompagne le processus d'accumulation du capital. Selon cette approche, les entreprises utilisent les innovations afin d'accroître leur productivité et leur rentabilité, ce qui conduit progressivement à une substitution du capital au travail. Marx considère néanmoins que cette dynamique génère également de nouvelles contradictions économiques, notamment à travers les transformations de la structure de l'emploi et la polarisation du marché du travail.

Une interprétation sensiblement différente est proposée par Joseph Schumpeter (1942) avec la théorie de la destruction créatrice. L'innovation n'est plus uniquement perçue comme un mécanisme de substitution, mais comme le principal moteur du renouvellement économique. Les nouvelles technologies entraînent certes la disparition de certaines activités, mais elles favorisent simultanément l'apparition de nouveaux secteurs, de nouveaux métiers et de nouvelles formes d'organisation productive. Dans cette perspective, les effets négatifs observés à court terme peuvent être compensés, voire dépassés, par les créations d'emplois générées à moyen et long terme.

Cette conception est renforcée par les modèles néoclassiques de croissance. Dans son modèle fondateur, Solow (1957) montre que le progrès technique constitue la principale source de la croissance économique de long terme, au-delà de la simple accumulation du capital et du travail. Les développements ultérieurs de la théorie de la croissance endogène, notamment ceux de Romer (1990) et Aghion et Howitt (1992), soulignent que l'innovation, la recherche-développement et l'accumulation des connaissances jouent un rôle déterminant dans l'amélioration durable de la productivité et de la compétitivité des économies.

L'émergence des technologies numériques, de la robotique avancée et de l'intelligence artificielle a profondément renouvelé ces débats. Contrairement aux précédentes vagues d'innovation, ces technologies ne se limitent plus à automatiser des tâches physiques répétitives, elles sont désormais capables d'exécuter certaines tâches cognitives, d'assister la prise de décision et d'apprendre à partir des données. Cette évolution remet en question les frontières traditionnelles entre le travail humain et les technologies productives et conduit à reconsidérer les mécanismes de substitution et de complémentarité entre les facteurs de production.

Dans ce contexte, la littérature contemporaine s'est progressivement éloignée d'une opposition binaire entre destruction et création d'emplois pour privilégier une analyse fondée sur les tâches. Les travaux d'Autor, Levy et Murnane (2003) montrent que les nouvelles technologies remplacent principalement les tâches routinières, tandis qu'elles complètent les activités mobilisant des compétences analytiques, créatives ou relationnelles. Cette approche, connue sous le nom de Routine-Biased Technological Change, met en évidence que les effets de l'automatisation dépendent davantage de la nature des tâches réalisées que des professions elles-mêmes.

Cette réflexion est prolongée par les recherches sur le Skill-Biased Technological Change, selon lesquelles les innovations technologiques favorisent principalement les travailleurs les plus qualifiés (Goldin et Katz, 2008 ; Autor, 2015). Les nouvelles technologies accroissent la demande de compétences élevées tout en réduisant celle associée aux tâches intermédiaires, contribuant ainsi à la polarisation des emplois observée dans plusieurs économies développées. L'ensemble de ces approches montre que les effets du progrès technique sur l'emploi ne peuvent être interprétés de manière univoque. Selon les contextes économiques, les caractéristiques des technologies, le niveau de qualification de la main-d'œuvre et les institutions du marché du travail, les innovations peuvent agir comme un facteur de substitution ou, au contraire, renforcer la complémentarité entre le capital et le travail. Cette diversité d'interprétations théoriques explique largement l'absence de consensus observée dans les travaux empiriques récents et justifie l'intérêt d'analyser plus directement la manière dont les technologies productives modifient la combinaison des facteurs de production.

1.2. Les enseignements de la littérature empirique

Les développements théoriques ont donné lieu à une littérature empirique particulièrement abondante visant à mesurer les effets des nouvelles technologies sur l'emploi, la productivité et la croissance économique. Toutefois, les résultats obtenus demeurent loin d'être convergents. Deux grandes approches peuvent être distinguées. La première met en évidence un effet de

substitution entre les technologies productives et le facteur travail, tandis que la seconde souligne les mécanismes de complémentarité et les effets indirects de l'innovation sur l'activité économique.

1.2.1. Les technologies productives comme facteur de substitution au travail

Les premiers travaux empiriques consacrés à l'automatisation concluent généralement à un effet négatif des technologies sur l'emploi, en particulier dans les secteurs fortement exposés à la robotisation.

À partir d'une analyse portant sur plus de 700 professions, Frey et Osborne (2017) estiment qu'environ 47% des emplois aux États-Unis présentent un risque élevé d'automatisation à long terme. Selon ces auteurs, les avancées de l'intelligence artificielle et de la robotique permettent désormais d'automatiser un nombre croissant de tâches autrefois réservées aux travailleurs, notamment celles caractérisées par des procédures standardisées et répétitives. Cette approche est approfondie par Acemoglu et Restrepo (2020), qui montrent que l'introduction des robots industriels aux États-Unis a entraîné une réduction significative de l'emploi manufacturier ainsi qu'une baisse des salaires dans les régions les plus fortement robotisées. Les auteurs soulignent que les effets négatifs observés proviennent essentiellement du remplacement de certaines tâches auparavant réalisées par les travailleurs.

Dans une perspective comparable, plusieurs travaux du Fonds monétaire international (FMI) mettent en évidence que l'automatisation est susceptible d'accroître les inégalités sur le marché du travail lorsqu'elle n'est pas accompagnée d'investissements suffisants dans la formation, la reconversion professionnelle et le développement des compétences numériques. Les effets de la diffusion technologique apparaissent ainsi particulièrement défavorables pour les travailleurs occupant des emplois intermédiaires ou faiblement qualifiés.

Plus récemment, les recherches consacrées à l'intelligence artificielle générative montrent que les technologies ne concernent plus uniquement les activités manuelles ou routinières, mais touchent également des professions mobilisant des compétences cognitives élevées. Cette évolution élargit considérablement le champ des emplois potentiellement concernés par l'automatisation et renouvelle les interrogations sur les transformations futures du marché du travail. Dans cette première approche, les technologies productives sont principalement considérées comme des substituts au facteur travail. Les effets positifs de l'innovation sur la productivité ne suffisent pas toujours à compenser les destructions d'emplois observées dans les secteurs les plus exposés à l'automatisation.

1.2.2. Les technologies productives comme facteur de complémentarité

À l'opposé, un second courant de littérature considère que les technologies productives ne remplacent pas systématiquement le travail humain mais contribuent, dans de nombreuses situations, à renforcer son efficacité.

Selon Autor (2015), l'automatisation transforme davantage le contenu des emplois qu'elle ne les supprime. Les nouvelles technologies prennent en charge certaines tâches routinières tout en augmentant la valeur des activités nécessitant des capacités analytiques, créatives ou relationnelles. Les travailleurs se spécialisent progressivement dans les tâches pour lesquelles l'avantage comparatif humain demeure élevé.

Dans le même esprit, Brynjolfsson et McAfee (2014) montrent que les technologies numériques améliorent les performances économiques lorsqu'elles s'accompagnent d'une réorganisation des entreprises, d'investissements organisationnels et d'une montée en compétences des salariés. Les gains de productivité générés par les nouvelles technologies stimulent la demande, favorisent les investissements et soutiennent ainsi la création d'emplois dans de nouvelles activités.

Les travaux de Graetz et Michaels (2018) confirment également que l'utilisation des robots industriels a contribué à améliorer la productivité du travail, la valeur ajoutée et les performances économiques dans plusieurs pays développés, sans provoquer une diminution généralisée de l'emploi agrégé. Les auteurs soulignent que les effets des robots varient sensiblement selon les secteurs d'activité et les structures productives.

Les analyses de l'OCDE (2023) aboutissent à des conclusions similaires. Elles montrent que les conséquences de l'intelligence artificielle dépendent fortement des politiques publiques mises en œuvre, de la qualité des systèmes éducatifs, des dispositifs de formation continue ainsi que de la capacité des entreprises à accompagner les transformations organisationnelles induites par les nouvelles technologies.

Cette seconde approche considère ainsi les technologies productives comme un facteur de complémentarité susceptible d'améliorer la productivité du travail, d'accroître la compétitivité des entreprises et de soutenir la croissance économique. Les destructions d'emplois observées dans certains secteurs seraient progressivement compensées par les créations d'activités générées par l'innovation.

1.3. Positionnement de l'étude et hypothèses de recherche

Le cadre d'analyse retenu s'inscrit dans le prolongement de la fonction de production de Solow (1956), selon laquelle le niveau de production résulte de la combinaison des facteurs de

production, principalement le capital physique et le travail. Dans une formulation de type Cobb-Douglas, cette relation peut être représentée par :

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\beta_K} L_{it}^{\beta_L}$$

où Y désigne la production, K le capital physique, L le travail et A la productivité globale des facteurs.

L'essor de l'automatisation et, plus particulièrement, la diffusion des robots industriels conduisent toutefois à s'interroger sur la manière dont l'introduction de ces technologies transforme la combinaison productive. Dans cette perspective, le stock de robots R est introduit comme une dimension technologique spécifique de la fonction de production :

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\beta_K} L_{it}^{\beta_L} R_{it}^{\beta_R}$$

Cette extension présente un double intérêt. D'une part, elle permet de distinguer la robotisation de l'accumulation générale du capital physique, alors même que les robots constituent eux-mêmes des biens d'équipement. D'autre part, elle permet d'examiner si la diffusion des robots est associée à une modification de la contribution des autres facteurs de production, en particulier du travail.

Cette distinction est importante sur le plan empirique. En effet, le seul coefficient associé au stock de robots ne permet pas d'identifier la nature de la relation entre robotisation et travail. Un coefficient positif de R traduit uniquement une association positive entre le niveau de robotisation et la production, conditionnellement aux autres facteurs inclus dans la fonction de production. Il ne permet donc pas, à lui seul, de conclure à une complémentarité entre robots et travail. De même, une relation négative entre le stock de robots et l'emploi ne suffirait pas nécessairement à établir un mécanisme de substitution.

Pour appréhender directement cette dimension, la présente étude enrichit la fonction de production par un terme d'interaction entre le travail et le stock de robots :

$$\ln Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \beta_K \ln K_{it} + \beta_L \ln L_{it} + \beta_R \ln R_{it} + \delta (\ln L_{it} \times \ln R_{it}) + \varepsilon_{it}$$

L'intérêt de cette spécification réside dans le fait que le coefficient δ mesure la manière dont le niveau de robotisation modifie la contribution conditionnelle du travail à la production. En effet, l'élasticité de la production par rapport au travail s'écrit :

$$\frac{\partial \ln Y_{it}}{\partial \ln L_{it}} = \beta_L + \delta \ln R_{it}$$

Ainsi, lorsque $\delta < 0$ l'élasticité conditionnelle du travail diminue lorsque le niveau de robotisation augmente. Un tel résultat est compatible avec un mécanisme de substitution partielle.

À l'inverse, lorsque $\delta > 0$, l'augmentation de la robotisation est associée à une hausse de la contribution conditionnelle du travail, ce qui est davantage compatible avec un mécanisme de complémentarité.

Cette approche est plus rigoureuse que l'interprétation du seul signe du coefficient du travail ou du coefficient de robotisation.

L'approche retenue permet ainsi de déplacer l'analyse du simple effet direct de la robotisation sur la production vers l'étude de la transformation de la combinaison productive. Elle permet simultanément de contrôler l'accumulation du capital physique et d'examiner si l'intensification de la robotisation modifie la relation entre le travail et la production manufacturière. Le signe du terme d'interaction constitue, dans ce cadre, l'indicateur central permettant d'appréhender la présence d'un mécanisme de substitution ou de complémentarité. À partir de ce positionnement, l'analyse empirique est structurée autour des hypothèses suivantes :

- **H1.** Le stock de robots entretient une relation spécifique avec la production manufacturière, après contrôle du capital physique et du travail.
- **H2.** Le niveau de robotisation modifie la contribution conditionnelle du travail à la production manufacturière.
- **H3.** La relation entre robotisation et travail peut relever d'un mécanisme de substitution ou de complémentarité, appréhendé à travers le signe du coefficient du terme d'interaction($\ln L * \ln R$).
- **H4.** La relation entre le travail et la robotisation présente une hétérogénéité entre les économies étudiées.

Ces hypothèses définissent le positionnement empirique de l'étude. Celle-ci ne cherche donc pas à assimiler automatiquement une hausse du stock de robots à une substitution du travail, ni à interpréter une association positive entre robotisation et production comme la preuve d'une complémentarité. Elle cherche plutôt à identifier, dans une fonction de production contrôlant l'accumulation du capital physique, si et dans quelle mesure l'intensification de la robotisation modifie la contribution du travail à la production manufacturière, tout en tenant compte de l'hétérogénéité entre les économies considérées.

2. DONNÉES ET MÉTHODOLOGIE EMPIRIQUE

2.1. Sources et construction des variables

L'analyse empirique porte sur un panel de cinq économies industrielles : l'Allemagne, la Chine, les États-Unis, la France et le Royaume-Uni. La période d'étude s'étend de 2000 à 2024, soit

un total de 125 observations. Le choix de ces économies répond à leur poids dans l'industrie manufacturière mondiale et à leurs trajectoires différenciées en matière d'adoption des technologies robotisées.

La variable dépendante est la production manufacturière, notée (Y_{it}), qui mesure le niveau de production du secteur manufacturier dans le pays (i) à l'année (t). Le facteur travail, (L_{it}), est appréhendé à travers l'emploi manufacturier. Le capital physique, (K_{it}), constitue le facteur de production conventionnel et est construit selon la méthode de l'inventaire permanent. Enfin, (R_{it}) correspond au stock de robots industriels et constitue la variable permettant d'appréhender spécifiquement l'intensification de la robotisation.

L'utilisation simultanée du capital physique et du stock de robots répond à l'objectif de distinguer l'effet de l'accumulation générale des équipements productifs de celui associé à la diffusion des technologies robotisées. Cette distinction est particulièrement importante compte tenu de la forte association entre l'accumulation du capital et la robotisation..

2.1.1. La production manufacturière

La variable dépendante représente le niveau de production manufacturière de chaque économie étudiée. Elle constitue l'indicateur de performance productive retenu dans la fonction de production.

Le recours à une mesure spécifiquement manufacturière se justifie par le fait que les robots industriels sont principalement utilisés dans les activités de production manufacturière. L'utilisation d'un agrégat de production plus large pourrait introduire un décalage entre la variable technologique étudiée et le champ économique dans lequel elle exerce directement ses effets.

Afin de faciliter l'interprétation des coefficients et de réduire l'influence des différences d'échelle entre les pays, la variable est introduite sous forme logarithmique.

2.1.2. Le capital physique

Le capital physique est représenté à partir du flux annuel d'investissement manufacturier fourni dans la base de données. Comme un flux d'investissement ne peut être assimilé directement à un stock de capital, un stock de capital manufacturier est construit par la méthode de l'inventaire permanent : $K_{it} = (1 - \delta)K_{it-1} + I_{it}$ où I_{it} représente l'investissement et δ le taux de dépréciation. Dans l'estimation principale, un taux de dépréciation de 5% est retenu. Le stock initial est approché par $K_{i2000} = \frac{I_{i2000}}{g_i + \delta}$, où g_i correspond au taux moyen de croissance de l'investissement sur les cinq premières variations observées. Cette construction permet de

respecter la distinction entre flux d'investissement et stock de capital et fait l'objet d'une analyse de sensibilité.

Une distinction conceptuelle doit être soulignée concernant la relation entre le capital et les robots industriels. Les robots constituent matériellement des biens d'équipement et font donc partie du capital productif.

Leur introduction séparée dans le modèle ne repose pas sur l'hypothèse selon laquelle ils constitueraient une catégorie économiquement indépendante du capital. Elle répond plutôt à un objectif analytique : examiner si un indicateur spécifique de diffusion de la robotisation présente une association avec la production qui n'est pas entièrement captée par la mesure agrégée du capital.

Cette distinction implique néanmoins une précaution empirique importante. Le risque de chevauchement entre la variable représentant le capital et celle représentant la robotisation doit être examiné à travers les corrélations et les indicateurs de multicollinéarité.

2.1.3. Le facteur travail

Le facteur travail est représenté par un indicateur de l'emploi correspondant au champ manufacturier retenu pour la production. Le recours à une mesure sectoriellement cohérente du travail est particulièrement important. Une fonction de production manufacturière doit idéalement associer la production manufacturière aux facteurs de production relevant du même champ d'activité. La variable travail est introduite sous forme logarithmique, ce qui permet d'interpréter son coefficient comme une élasticité conditionnelle de la production par rapport à l'emploi.

2.1.4. La diffusion de la robotisation

La diffusion des technologies productives est appréhendée à travers le stock de robots industriels. Cet indicateur constitue une approximation observable du degré d'automatisation du système productif. Le choix de cette variable repose sur sa capacité à saisir une dimension spécifique de la transformation technologique des processus industriels. Elle ne mesure toutefois ni l'ensemble du progrès technique ni la totalité des applications de l'intelligence artificielle.

Le coefficient associé à la robotisation doit donc être interprété avec prudence. Il mesure l'association conditionnelle entre la diffusion des robots industriels et la production, compte tenu des autres variables introduites dans le modèle, et ne permet pas à lui seul d'établir une relation causale stricte.

La base empirique fournie pour cette version finale comprend quatre variables : production manufacturière, investissement manufacturier, emploi manufacturier et stock de robots industriels, observées annuellement pour les cinq économies sur 2000–2024. Les analyses sont conduites à partir de ces données brutes. Les sources institutionnelles mentionnées dans la version antérieure de l'article doivent être conservées uniquement si elles correspondent aux métadonnées effectivement disponibles pour la base finale.

Tableau 1 : Sources des variables.

Variable	Symbole	Mesure	Source
Production industrielle	(Y)	Valeur de la production manufacturière	World Bank / OCDE
Capital physique	(K)	Capital physique hors équipements technologiques	Penn World Table / World Bank
Travail	(L)	Nombre de personnes employées dans l'industrie	ILOSTAT / OCDE
Technologies productives	(T)	Nombre de machines industrielles	International Federation of Robotics (IFR)

2.2. Statistiques descriptives et propriétés des variables

Les statistiques descriptives mettent en évidence une forte dispersion des niveaux des variables entre les cinq économies. La production manufacturière présente une moyenne de l'ordre de $1,14 \times 10^{12}$, pour un écart-type d'environ $1,08 \times 10^{12}$ (ce qui confirme la forte hétérogénéité). L'investissement manufacturier atteint en moyenne $3,36 \times 10^{11}$, tandis que l'emploi manufacturier s'établit en moyenne à environ 25,9 millions de personnes.

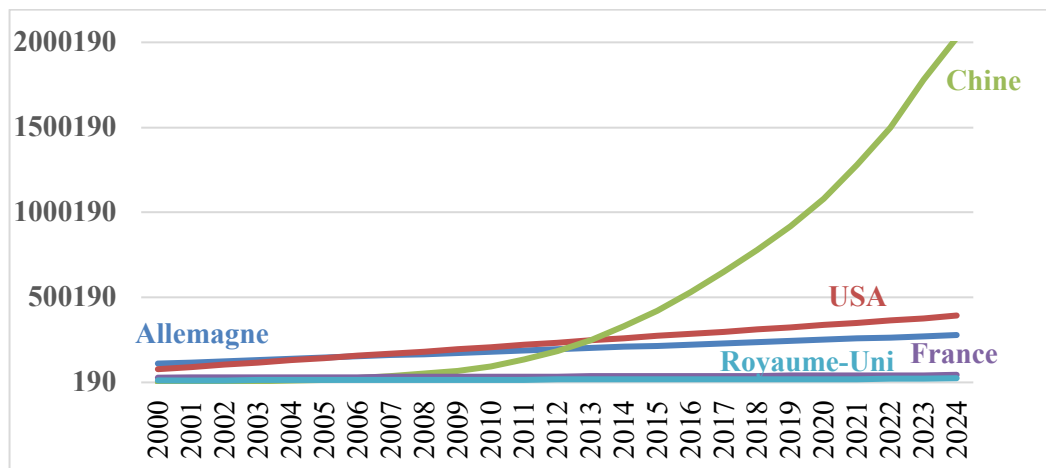
Tableau 2 : statistiques descriptives des variables.

Variable	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum
Production manufacturière	$1,138 \times 10^{12}$	$1,082 \times 10^{12}$	$2,20 \times 10^{11}$	$4,24 \times 10^{12}$
Investissement manufacturier	$3,36 \times 10^{11}$	$3,41 \times 10^{11}$	$2,80 \times 10^{10}$	$1,04 \times 10^{12}$
Emploi manufacturier	$2,587 \times 10^7$	$3,791 \times 10^7$	$2,50 \times 10^6$	$1,12 \times 10^8$
Stock de robots	$2,08 \times 10^5$	$3,37 \times 10^5$	$1,00 \times 10^3$	$2,027 \times 10^6$

Le stock de robots industriels présente également une dispersion importante : sa moyenne est d'environ 208 000 unités, avec un maximum dépassant 2 millions d'unités. Cette amplitude reflète à la fois les différences de taille des appareils productifs et les trajectoires différentes d'adoption des technologies robotiques.

Ces écarts de niveau justifient le recours aux logarithmes et, surtout, à une estimation à effets fixes. L'objectif n'est pas de comparer directement les niveaux absolus de production ou de robotisation entre pays, mais d'examiner comment les variations de ces variables au sein des économies sont associées à l'évolution de la production manufacturière.

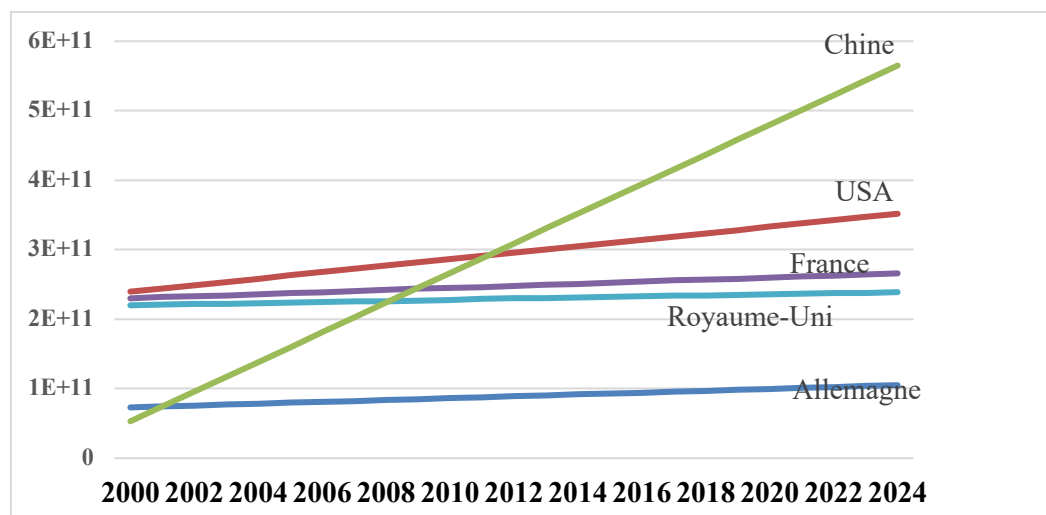
Graphique 1 : Stock de robots industriels sur la période 2000-2024



L'évolution des données sur la période 2000–2024 met en évidence une progression globale du stock de robots industriels dans les cinq économies étudiées, bien que celle-ci se déploie à des rythmes hétérogènes. La Chine se distingue par une accélération particulièrement marquée de la diffusion de ces technologies, tandis que l'Allemagne et les États-Unis maintiennent un parc robotique important. En contrepoint, la France et le Royaume-Uni affichent des niveaux d'équipement et des trajectoires de croissance beaucoup plus modérés.

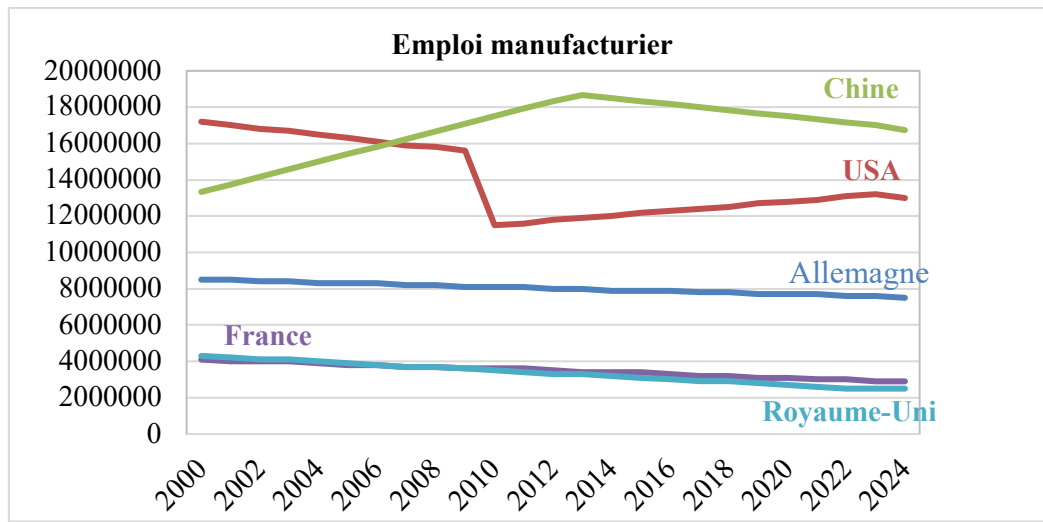
Cette dynamique de robotisation s'inscrit dans un contexte macroéconomique où la production et l'emploi manufacturiers suivent eux aussi des trajectoires contrastées. Sur le plan de la production, la Chine surclasse les autres pays par une expansion particulièrement forte de son activité industrielle, alors que les économies avancées connaissent des évolutions plus contenues. En matière d'emploi, le bilan est encore plus divergent : dans plusieurs de ces économies développées, les fluctuations de la production se sont paradoxalement accompagnées d'une stabilisation, voire d'une diminution nette, de la main-d'œuvre industrielle.

Graphique 2 : Production manufacturière sur la période 2000-2024



Il convient toutefois de souligner qu'une augmentation du stock de robots n'entraîne pas mécaniquement une baisse de l'emploi. La robotisation peut tout à fait soutenir une hausse de la production sans détruire de postes de manière proportionnelle. Inversement, la contraction de l'emploi manufacturier observée dans certains pays peut découler de facteurs exogènes, tels que des transformations sectorielles structurelles, des gains de productivité globaux ou des mutations dans la spécialisation industrielle nationale.

Graphique 1 : Emploi manufacturier sur la période 2000-2024



En fin de compte, ces simples constats descriptifs s'avèrent insuffisants pour isoler la nature des interactions ou établir un lien de cause à effet direct entre robotisation, production et emploi. Pour pallier ces limites et analyser rigoureusement la dynamique du marché du travail, il devient nécessaire de recourir à une modélisation par fonction de production augmentée. Cette approche méthodologique permettra de contrôler simultanément et d'isoler l'impact respectif du capital physique traditionnel, du travail et du stock de robots.

2.3. Spécification du modèle de référence

L'analyse repose sur une fonction de production Cobb-Douglas augmentée. Dans sa forme générale :

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^{\alpha} L_{it}^{\beta} R_{it}^{\gamma}$$

où Y_{it} représente la production manufacturière du pays i à la période t , K_{it} le capital physique, L_{it} le facteur travail et R_{it} le stock de robots industriels. Après transformation logarithmique, la spécification économétrique devient :

$$\ln Y_{it} = \alpha_i + \lambda t + \beta_K \ln K_{it} + \beta_L \ln L_{it} + \beta_R \ln R_{it} + \varepsilon_{it}$$

où α_i représente les effets fixes propres aux pays et λt les effets fixes temporels.

Les effets fixes individuels permettent de contrôler les caractéristiques structurelles propres à chaque économie qui demeurent relativement stables au cours du temps, tandis que les effets temporels permettent de prendre en compte les chocs communs affectant l'ensemble du panel. Les coefficients β_K β_L β_R sont interprétés comme des élasticités conditionnelles dans le cadre de la spécification logarithmique.

Le coefficient β_R constitue le principal paramètre d'intérêt de la spécification de référence. Il mesure l'association entre le stock de robots et la production manufacturière après contrôle du capital physique, du travail, des effets fixes pays et des effets temporels.

Le modèle de référence permet d'estimer les contributions conditionnelles du capital, du travail et de la robotisation à la production manufacturière. Il ne permet toutefois pas, à lui seul, de déterminer directement si les robots et le travail entretiennent une relation de substitution ou de complémentarité.

Une spécification complémentaire intègre donc un terme d'interaction δ :

$$\ln Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \beta_K \ln K_{it} + \beta_L \ln L_{it} + \beta_R \ln R_{it} + \delta(\ln L_{it} \times \ln R_{it}) + \varepsilon_{it}$$

2.4. Propriétés des données, choix de l'estimateur et tests de robustesse

Compte tenu de la dimension temporelle du panel, les propriétés de stationnarité sont examinées à l'aide du test de Fisher-ADF. Celui-ci conduit à rejeter l'hypothèse de racine unitaire au niveau du panel pour la production, le capital physique, l'emploi manufacturier et le stock de robots. Une estimation en premières différences est néanmoins mobilisée comme vérification complémentaire, compte tenu du nombre limité d'unités transversales.

Tableau 3 : Tests de stationnarité et de choix de la spécification

Test / Variable	Statistique	p-value	Décision / lecture
Fisher-ADF – ln Production	4319,08	<0,001	Rejet de la racine unitaire
Fisher-ADF – ln Capital	4145,07	<0,001	Rejet de la racine unitaire
Fisher-ADF – ln Emploi	44,96	<0,001	Rejet de la racine unitaire
Fisher-ADF – ln Robots	23,2	0,01	Rejet de la racine unitaire
Fisher/F – effets pays vs modèle poolé	1945,64	<0,001	Rejet du modèle pool
LM Breusch-Pagan – effets individuels vs poolé	42,34	<0,001	Présence d'effets individuels
Effets temporels additionnels	0,5	0,972	Effets temporels non requis
Mundlak – corrélation effets individuels/régresseurs	$\chi^2(3)=49,25$	<0,001	Rejet de l'hypothèse RE non corrélée

Source : calculs des auteurs

Le choix de l'estimateur est fondé sur plusieurs tests de spécification. Les tests de Fisher et de Breusch-Pagan rejettent respectivement les modèles poolé et sans effets individuels, tandis que le test de Mundlak rejette l'hypothèse d'indépendance entre les effets individuels et les variables explicatives. Le modèle à effets fixes pays est ainsi retenu. Le test des effets temporels ne justifiant pas leur introduction, la spécification de référence comprend uniquement des effets fixes individuels. Les erreurs standards sont corrigées de manière robuste afin de tenir compte de l'hétéroscédasticité.

Enfin, compte tenu du risque d'endogénéité lié à la décision d'adopter des robots, les coefficients sont interprétés comme des associations conditionnelles et non comme des effets causaux strictement identifiés. La robustesse des résultats est examinée à travers l'introduction d'un retard du stock de robots, l'utilisation de l'intensité de robotisation (robots/emploi), la variation du taux de dépréciation retenu pour le stock de capital et l'estimation en premières différences.

La combinaison de ces diagnostics conduit ainsi à retenir comme spécification de référence un modèle de panel à effets fixes pays, estimé en logarithmes et avec erreurs standards robustes. Les exercices complémentaires sont utilisés non pour modifier cette spécification de référence, mais pour vérifier la stabilité des résultats face aux principales sources potentielles de fragilité : dynamique temporelle, mesure de la robotisation, construction du capital et transformation des variables.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

3.1. Résultats de l'estimation de la fonction de production augmentée et interaction entre travail et robotisation

Les résultats des estimations sont présentés dans le tableau 4. Les trois spécifications sont estimées sur un panel équilibré de 125 observations couvrant cinq économies industrielles sur la période 2000-2024, avec des effets fixes individuels par pays et sans effets fixes temporels. Les écarts-types robustes à l'hétéroscédasticité sont utilisés pour l'inférence. Les modèles sont progressivement enrichis afin de distinguer la contribution propre du capital physique et du travail de l'association entre robotisation et production, puis d'identifier directement si l'intensification de la robotisation modifie la contribution conditionnelle du facteur travail.

Tableau 4 : Résultats de l'estimation de la fonction de production augmentée à effets

fixes pays

Variables	model 1	model 2	model 3
ln Capital (stock construit)	0,624*** (0,091)	0,624*** (0,091)	0,565*** (0,094)
ln Emploi	0,139*** (0,019)	0,139*** (0,019)	0,549*** (0,107)
ln Robots	-	-0,013 (0,04)	0,525*** (0,152)
ln Emploi × ln Robots	-		-0,028 *** (0,008)
Effets fixes pays	Oui	Oui	Oui
Effets fixes temporels	-	Non	Non
Nombre d'observations	-	125	125
R ²	0,710	0,609	0,671
R ² within	-	0,914	

Source : calculs des auteurs.

Dans le modèle 1, qui constitue la spécification de référence de la fonction de production augmentée, les élasticités estimées du capital et du travail sont respectivement de 0,624 et 0,139, toutes deux statistiquement significatives au seuil de 1 %. Ces résultats indiquent qu'une augmentation de 1% du stock de capital physique est associée, toutes choses égales par ailleurs, à une hausse d'environ 0,62% de la production manufacturière, tandis qu'une augmentation de 1% de l'emploi manufacturier est associée à une progression d'environ 0,14% de la production. Le rôle du capital apparaît ainsi quantitativement plus important que celui du travail dans cette spécification.

Le modèle 2 introduit explicitement le stock de robots dans la fonction de production. Le coefficient associé s'établit à -0,013 et n'est pas statistiquement significatif. Ce résultat est important sur le plan méthodologique : la seule estimation du coefficient des robots ne permet pas d'identifier une éventuelle substitution entre le travail et la robotisation. En particulier, l'absence de significativité du coefficient de « ln Robots » ne signifie pas que la robotisation est sans lien avec la transformation de la combinaison productive. Elle indique simplement que, une fois contrôlés le capital physique et l'emploi ainsi que les effets fixes propres aux pays, aucune association directe et statistiquement identifiable entre le stock de robots et la production n'est mise en évidence dans cette spécification.

Cette distinction justifie l'introduction d'un terme d'interaction entre le travail et la robotisation dans le modèle 3. Celui-ci prend la forme $\ln L \times \ln Ret$ permet d'examiner directement si la

contribution conditionnelle du travail varie avec le niveau de robotisation. Les résultats montrent que le coefficient de cette interaction est négatif et statistiquement significatif, à hauteur de -0,028 au seuil de 1%. Ce résultat constitue l'élément central de l'analyse : à niveau donné de capital physique, la relation entre l'emploi manufacturier et la production varie avec l'intensification de la robotisation.

Le coefficient de $\ln L$ passe parallèlement de 0,139 dans le modèle de référence à 0,549 dans la spécification avec interaction, tandis que le coefficient de $\ln R$ devient positif et significatif (0,525). Ces coefficients ne doivent toutefois pas être interprétés isolément dans un modèle comportant une interaction. La contribution conditionnelle du travail à la production s'écrit :

$$\frac{\partial \ln Y}{\partial \ln L} = 0,549 - 0,028 \ln R$$

Ainsi, lorsque le stock de robots augmente, l'élasticité conditionnelle de la production par rapport au travail diminue. Le signe négatif et la significativité du terme d'interaction sont donc compatibles avec une relation de substitution partielle entre le facteur travail et la technologie robotisée. Cette interprétation doit néanmoins rester prudente : elle ne signifie ni que la robotisation entraîne mécaniquement une diminution de l'emploi, ni qu'elle implique une substitution complète du travail par les robots. Elle indique plutôt que l'intensification de la robotisation est associée à une modification de la contribution marginale du travail dans la combinaison productive.

Le passage du modèle 2 au modèle 3 montre également pourquoi l'analyse fondée uniquement sur le coefficient du stock de robots serait insuffisante. Alors que le coefficient de $\ln R$ est non significatif dans le modèle sans interaction, son introduction conjointe avec $\ln L \times \ln R$ fait apparaître une relation positive et significative entre le stock de robots et la production. Cette différence souligne que l'association entre robotisation et performance productive dépend de la combinaison des facteurs de production et ne peut être appréhendée indépendamment de la quantité de travail mobilisée.

Dans l'ensemble, les résultats mettent donc en évidence trois enseignements. Premièrement, le capital physique conserve une contribution positive et statistiquement significative à la production manufacturière dans l'ensemble des spécifications. Deuxièmement, le coefficient propre du stock de robots n'est pas significatif lorsque celui-ci est introduit sans interaction avec le travail. Troisièmement, l'introduction de l'interaction révèle une relation négative et significative entre robotisation et contribution conditionnelle du travail, compatible avec une forme de substitution partielle entre ces deux facteurs.

Ces résultats doivent toutefois être interprétés comme des associations conditionnelles plutôt que comme des effets causaux. La décision d'adopter des robots peut notamment dépendre de la dynamique préalable de la production, de la structure sectorielle ou des conditions propres à chaque économie. De plus, la forte corrélation entre le stock de capital construit et le stock de robots impose une certaine prudence dans l'interprétation des coefficients individuels. Les analyses d'hétérogénéité entre pays et les différents tests de robustesse présentés dans les sections suivantes permettent de compléter cette première lecture des résultats.

3.2. Hétérogénéité entre les économies

3.2.1. Hétérogénéité de la relation entre travail et robotisation selon les économies

L'existence d'une interaction significative entre le travail et la robotisation dans le modèle 3 soulève la question de l'hétérogénéité de cette relation entre les économies étudiées. En effet, les cinq pays considérés présentent des niveaux de développement industriel, des structures productives et des trajectoires d'adoption des technologies robotisées différents. Afin d'examiner cette dimension, le terme d'interaction entre $\ln L$ et $\ln R$ est autorisé à varier selon les pays, l'Allemagne étant retenue comme catégorie de référence.

Tableau 5 : Hétérogénéité des interactions travail–robotisation

Économie	Coefficient δ ($\ln L \times \ln R$)	Écart-type robuste	p-value	Interprétation	
Allemagne	-0,100	0,026	<0,001	Substitution compatible	partielle
Chine	-0,094	0,023	<0,001	Substitution compatible	partielle
France	-0,135	0,030	<0,001	Relation la plus négative	
Royaume-Uni	-0,117	0,025	<0,001	Substitution compatible	partielle
États-Unis	-0,108	0,025	<0,001	Substitution compatible	partielle
Test joint des écarts	$\chi^2(4)=825,21$		<0,001	Hétérogénéité confirmée	

Les résultats (Tableau 5) montrent que le coefficient total de l'interaction est négatif et statistiquement significatif pour l'ensemble des économies considérées. Il s'établit à -0,100 pour l'Allemagne, -0,094 pour la Chine, -0,135 pour la France, -0,117 pour le Royaume-Uni et -0,108 pour les États-Unis. Ainsi, dans chacune des économies du panel, l'intensification de la robotisation est associée à une diminution de l'élasticité conditionnelle de la production par rapport au travail.

Cette homogénéité du signe ne doit toutefois pas masquer les différences d'intensité observées entre les pays. Le coefficient associé à l'interaction est notamment plus marqué en valeur absolue en France et au Royaume-Uni qu'en Chine ou en Allemagne. Le test conjoint des différences entre les coefficients d'interaction confirme que ces écarts sont statistiquement significatifs ($\chi^2(4) = 825,21$, $p < 0,001$). La relation entre robotisation et contribution conditionnelle du travail apparaît donc non seulement négative, mais également hétérogène selon les économies.

Ces écarts doivent néanmoins être interprétés avec prudence. Ils ne permettent pas, à eux seuls, d'attribuer les différences observées à un facteur particulier tel que la structure sectorielle, la qualification de la main-d'œuvre, les institutions du marché du travail ou le degré de maturité technologique. L'analyse met en évidence une hétérogénéité statistique de la relation estimée, sans identifier les mécanismes structurels qui en seraient à l'origine.

L'intérêt de ce résultat réside ainsi davantage dans la mise en évidence d'une différenciation des trajectoires de transformation de la combinaison productive que dans l'établissement d'un classement entre les économies. Il suggère que la relation entre travail et robotisation ne peut être appréhendée comme un mécanisme uniforme, identique dans tous les contextes industriels.

3.2.2. Robustesse des résultats

Plusieurs analyses complémentaires sont conduites afin d'évaluer la sensibilité des principaux résultats à différentes spécifications et mesures de la robotisation. Ces exercices portent notamment sur le décalage temporel du stock de robots, l'utilisation d'une mesure d'intensité robotique, la construction du stock de capital physique selon différents taux de dépréciation et l'estimation en premières différences.

Tableau 5. Tests de robustesse

Spécification	Coefficient d'intérêt	Écart-type	p-value	Conclusion
Référence : $\ln R_t$	-0,013	0,040	0,744	Non significatif
Robotisation retardée : $\ln R_{t-1}$	0,078	0,037	0,040	Positif, significatif
Intensité : $\ln(R/L)$	0,005	0,037	0,918	Non significatif
PIM, $\delta=3\%$: $\ln R_t$	-0,004	—	0,940	Non significatif
PIM, $\delta=10\%$: $\ln R_t$	0,034	—	0,315	Non significatif
Interaction, $\delta=3\%$	-0,035	—	0,002	Négatif, significatif
Interaction, $\delta=5\%$	-0,030	0,008	<0,001	Négatif, significatif
Interaction, $\delta=10\%$	-0,021	—	0,033	Négatif, significatif
Premières différences : $\Delta \ln R$	-0,093	—	0,010	Négatif, significatif

Un premier test consiste à introduire le stock de robots avec un retard d'une période. Le coefficient associé à $\ln R_{t-1}$ devient positif et statistiquement significatif, avec une valeur de

0,078 au seuil de 5%. Ce résultat suggère que la relation entre robotisation et production peut comporter une dimension temporelle : l'association entre l'adoption des robots et la performance productive ne se manifeste pas nécessairement au cours de la même période. Ce résultat demeure toutefois compatible avec plusieurs mécanismes et ne permet pas, à lui seul, d'établir une relation causale retardée.

Un deuxième exercice remplace le niveau du stock de robots par son intensité rapportée à l'emploi, mesurée par R/L. Le coefficient associé à cette mesure n'est pas statistiquement significatif ($p=0,918$). Ce résultat indique que la significativité obtenue avec le modèle en niveau ne se retrouve pas lorsque la robotisation est exprimée relativement à la taille de l'emploi manufacturier. Il invite ainsi à distinguer l'accumulation du stock de robots de l'intensité robotique proprement dite et confirme la nécessité de ne pas réduire l'analyse à un indicateur unique de robotisation.

La robustesse du résultat relatif à l'interaction est également examinée en faisant varier le taux de dépréciation utilisé dans la construction du stock de capital physique. Avec un taux de 3%, le coefficient de l'interaction s'établit à environ -0,035 et demeure statistiquement significatif. Avec le taux de référence de 5%, il atteint -0,028, tandis qu'avec un taux de 10%, il s'établit à environ -0,021, avec une significativité maintenue. Le signe négatif de l'interaction est donc préservé pour différentes hypothèses de dépréciation du capital.

Cette stabilité est particulièrement importante compte tenu de la construction du stock de capital par la méthode de l'inventaire perpétuel. Elle montre que le résultat principal concernant l'interaction entre travail et robotisation ne dépend pas exclusivement du choix conventionnel du taux de dépréciation. En revanche, le coefficient propre du stock de robots dans les spécifications sans interaction demeure non significatif et varie selon la construction du capital, ce qui invite à privilégier l'interprétation fondée sur le terme d'interaction.

Enfin, une estimation en premières différences est réalisée afin de tenir compte de la possibilité que les relations observées en niveau soient influencées par les tendances communes des variables. Dans cette spécification, la variation du stock de robots présente une association négative et statistiquement significative avec la variation de la production ($p=0,010$). En revanche, le terme d'interaction en premières différences n'est pas statistiquement significatif. Ce résultat appelle une certaine prudence : il ne remet pas nécessairement en cause le résultat obtenu dans le modèle en niveau, mais montre que celui-ci est moins nettement identifié lorsque l'analyse porte exclusivement sur les variations annuelles.

Pris dans leur ensemble, ces exercices conduisent à une conclusion nuancée. Le résultat le plus robuste concerne le signe négatif du terme d'interaction entre travail et robotisation dans les spécifications en niveau et sous différentes hypothèses de construction du capital. En revanche, la relation directe entre le stock de robots et la production apparaît plus sensible à la spécification retenue. Cette distinction renforce l'intérêt de privilégier l'analyse de la modification de la contribution conditionnelle du travail plutôt que l'interprétation isolée du coefficient associé aux robots.

3.3. DISCUSSION DES RÉSULTATS À LA LUMIÈRE DE LA LITTÉRATURE

Les résultats obtenus à partir des estimations conduisent à distinguer trois enseignements. Premièrement, l'association contemporaine entre stock de robots et production n'est pas statistiquement établie dans la spécification de référence lorsque le capital est correctement construit à partir des flux d'investissement. Deuxièmement, la relation entre travail et robotisation est négative au niveau de l'interaction. Troisièmement, l'association retardée des robots avec la production est positive et l'intensité de la relation travail–robotisation varie selon les économies.

La première conclusion invite à une prudence particulière. Les travaux consacrés à la robotisation mettent généralement en avant des gains d'efficacité liés à l'automatisation, mais l'absence de significativité contemporaine dans notre modèle montre qu'une telle association n'est pas automatiquement identifiable lorsque l'on contrôle le stock de capital. La forte corrélation entre capital et robots rend difficile l'isolement statistique de leur contribution respective.

La deuxième conclusion, relative à l'interaction négative, rejoint les approches de l'automatisation fondées sur la réallocation des tâches. Elle est compatible avec l'idée que certaines tâches routinières peuvent être davantage automatisées, alors que d'autres tâches restent complémentaires du capital technologique. Elle ne permet cependant pas d'identifier directement les tâches concernées.

Les résultats sont ainsi compatibles avec la distinction proposée dans la littérature entre effets de déplacement et effets de création de nouvelles tâches. La technologie peut réduire la quantité de travail nécessaire à certaines opérations tout en augmentant la capacité productive et la demande pour des tâches complémentaires.

La troisième conclusion porte sur l'hétérogénéité internationale. Les coefficients d'interaction différenciés indiquent que la relation entre robotisation et travail n'est pas identique dans les cinq économies. Cette hétérogénéité est cohérente avec le rôle potentiel de la structure

industrielle, des compétences, de la spécialisation sectorielle et des institutions d'innovation, mais ces mécanismes ne sont pas directement testés avec la base disponible.

Le cas chinois doit notamment être interprété avec précaution. La progression rapide du stock de robots intervient dans un contexte d'expansion exceptionnelle de la production manufacturière ; il serait donc excessif d'attribuer à la robotisation seule la dynamique observée. De même, les coefficients négatifs de l'interaction dans les économies avancées ne doivent pas être assimilés automatiquement à des destructions nettes d'emplois.

Dans l'ensemble, les résultats plaident pour une lecture de la robotisation comme transformation de la combinaison productive. Cette lecture est plus cohérente avec les résultats économétriques que l'opposition simple entre technologie créatrice et technologie destructrice d'emplois.

La Chine constitue à cet égard un exemple particulièrement instructif. La progression rapide du stock de robots s'est produite parallèlement à une expansion considérable des capacités manufacturières. L'augmentation simultanée de la robotisation et de la production ne constitue donc pas en elle-même une preuve d'une relation de complémentarité entre robots et travail. Elle peut refléter l'expansion globale du système productif, au sein duquel l'automatisation accompagne l'accumulation du capital et la montée en gamme industrielle.

À l'inverse, dans les économies manufacturières plus matures, la robotisation peut davantage être associée à des gains d'efficacité obtenus dans un contexte de stabilité ou de diminution de l'emploi industriel.

Les résultats présentent plusieurs implications pour les politiques économiques. Premièrement, l'absence d'un coefficient contemporain significatif des robots dans le modèle de référence invite à ne pas assimiler automatiquement investissement robotique et gain immédiat de production. Les délais d'apprentissage, d'intégration organisationnelle et de réallocation des tâches peuvent jouer un rôle.

Deuxièmement, l'interaction négative entre travail et robotisation souligne l'importance des politiques de compétences. L'enjeu n'est pas seulement d'accroître l'adoption technologique, mais de faciliter l'adaptation du capital humain aux nouvelles configurations productives.

Troisièmement, les politiques industrielles devraient considérer la robotisation comme une composante d'un ensemble comprenant investissement productif, qualification, innovation organisationnelle et diffusion technologique. L'efficacité de l'automatisation dépend vraisemblablement de la complémentarité entre ces dimensions.

Enfin, l'hétérogénéité des coefficients entre pays suggère que les politiques publiques ne peuvent être uniformes. Les besoins d'une économie caractérisée par une forte spécialisation industrielle et un stock élevé de compétences technologiques peuvent différer de ceux d'une économie engagée dans une phase d'industrialisation rapide.

Les politiques de formation initiale et continue doivent donc accompagner la transformation technologique afin de faciliter les transitions professionnelles et la montée en qualification.

3.4. LIMITES DE L'ÉTUDE

Plusieurs limites doivent être soulignées. La première limite concerne la taille de l'échantillon : cinq économies sur vingt-cinq années, soit 125 observations. Cette structure permet une comparaison ciblée, mais limite la puissance statistique et la généralisation des résultats.

La deuxième limite concerne la mesure de la technologie. Le stock de robots industriels constitue un indicateur concret de l'automatisation manufacturière, mais il ne couvre ni l'ensemble du progrès technique, ni les logiciels, ni l'intelligence artificielle, ni les innovations organisationnelles.

La troisième limite concerne l'agrégation nationale. Les données ne permettent pas d'identifier les différences entre secteurs, entreprises ou catégories de tâches. Les mécanismes de substitution et de complémentarité doivent donc être compris comme des relations au niveau agrégé.

La quatrième limite concerne l'endogénéité. L'utilisation d'un stock de robots retardé fournit une vérification utile, mais ne constitue pas une identification causale. Une stratégie par variables instrumentales, un modèle dynamique ou une source de variation exogène de l'adoption robotique serait nécessaire pour établir un effet causal plus strict.

Enfin, la séparation analytique entre capital physique et robots demeure imparfaite. Les robots sont eux-mêmes des biens d'équipement et le stock de capital construit à partir des investissements peut en inclure une partie. La forte corrélation observée entre capital et robots confirme cette difficulté. La présente analyse doit donc être comprise comme une décomposition analytique et non comme la preuve que les robots constituent un facteur comptable indépendant.

CONCLUSION

La présente étude a analysé la relation entre robotisation, production manufacturière et transformation de la contribution du travail dans cinq économies industrielles sur la période 2000–2024. L'approche repose sur une fonction de production Cobb-Douglas augmentée, dans laquelle le stock de robots est introduit séparément afin d'isoler analytiquement la dimension technologique de l'automatisation, tout en reconnaissant qu'il constitue matériellement une composante du capital productif.

Une attention particulière a été portée à la construction du capital. Le flux d'investissement manufacturier fourni dans la base a été transformé en stock par inventaire permanent, avec un taux de dépréciation de référence de 5%. Les tests de spécification soutiennent l'introduction d'effets fixes pays, tandis que les effets temporels communs ne sont pas requis statistiquement. Le principal résultat de la spécification de référence est l'absence de significativité statistique du coefficient contemporain du stock de robots. Cette conclusion contraste avec une lecture mécanique selon laquelle davantage de robots impliquerait nécessairement davantage de production. Elle souligne notamment le rôle de la mesure du capital, la forte corrélation entre capital et robots et les délais possibles d'adaptation technologique.

L'introduction d'un terme d'interaction entre l'emploi et la robotisation fournit toutefois un résultat robuste : le coefficient d'interaction est négatif et statistiquement significatif. L'élasticité conditionnelle du travail diminue ainsi avec la robotisation, ce qui est compatible avec une substitution partielle entre certaines tâches humaines et les technologies automatisées. Cette conclusion ne signifie pas un remplacement général du travail. Le coefficient propre du travail reste positif et significatif dans la spécification interactive, et le coefficient propre des robots devient également positif et significatif. La lecture la plus cohérente est celle d'une transformation de la combinaison productive.

Les estimations retardées renforcent cette interprétation en faisant apparaître une association positive entre le stock de robots de la période précédente et la production courante. Ce résultat est compatible avec l'hypothèse d'un délai entre l'investissement technologique, son intégration dans l'organisation productive et les gains de capacité qui en résultent.

L'analyse met également en évidence une hétérogénéité entre les économies. Les coefficients d'interaction sont négatifs dans les cinq pays, avec une intensité différente, et les écarts entre pays sont statistiquement significatifs. Cette hétérogénéité peut être cohérente avec les différences de structure industrielle, de qualification, de spécialisation et d'organisation

productive, sans que ces mécanismes puissent être directement identifiés avec la base disponible.

Les résultats présentent plusieurs implications pour les politiques publiques : accompagner l'adoption technologique par le développement des compétences, favoriser la complémentarité entre capital technologique et capital humain et tenir compte des caractéristiques propres aux systèmes productifs.

L'étude demeure néanmoins soumise à plusieurs limites : petit nombre de pays, agrégation nationale, mesure partielle de la technologie, endogénéité potentielle et chevauchement conceptuel entre robots et capital. Ces limites appellent des travaux futurs reposant sur des données sectorielles ou d'entreprises, des mesures plus larges du progrès technologique et des stratégies d'identification causale.

En définitive, les résultats ne conduisent ni à considérer la robotisation comme un facteur automatiquement créateur de production et d'emploi, ni comme un facteur automatiquement destructeur du travail. Ils mettent plutôt en évidence une transformation de la combinaison productive, dans laquelle les effets sur les capacités de production et sur la contribution du travail doivent être analysés conjointement.

BIBLIOGRAPHIE

Shahab Sharfaei. Robots and employment: a review. International labour review. 2024

Guarascio Dario, Piccirillo Alessandro, Reljic, Jelena. Will Robots Replace Workers? Assessing the Impact of Robots on Employment and Wages with Meta-Analysis. Global Labor Organization (GLO). 2024

Chinchih Chen, Carl Benedikt Frey. Robots and reshoring: a comparative study of automation, trade, and employment in Europe. Industrial and Corporate Change. 2024

Hyejin Kim. The impact of robots on labor demand: evidence from job vacancy data in South Korea. Empirical Economics, Springer. September 2024.

Irene Brambilla, Andrés César, Guillermo Falcone, Leonardo Gasparini. The impact of robots in Latin America: Evidence from local labor markets. Sciencedirect World Development. 2023

Daisuke Adachi, Daiji Kawaguchi, Yukiko U. Saito. Robots and Employment: Evidence from Japan, 1978–2017. University of Chicago Press Journals. 2024

Yantong Zhao, Rusmawati Said, Normaz Wana Ismail, Hanny Zurina Hamzah. Effect of Industrial Robots on Employment in China: An Industry Level Analysis. Sciencedirect, Technological Forecasting and Social Change 2024

Sun Wenyuan, Zhang Zhonghui, Chen, Yang, Luan Fushu,. "Heterogeneous effects of robots on employment in agriculture, industry, and services sectors," *Technology in Society*, Elsevier, vol. 75(C). 2023

Jingjing Xu, Aaron Hsiao, Sacha Reid, Emily Ma. Working with service robots? A systematic literature review of hospitality employees' perspectives. *Sciencedirect, International Journal of Hospitality Management*. June 2023

José-Ignacio Antón, David Klenert, Georgios Alaveras. The labour market impact of robotisation in Europe. *Sage Journals*. January 2022

John Chung, Yong Suk Lee. The Evolving Impact of Robots on Jobs. *Sage Journals*. December 2022

Acemoglu Daron, Pascual Restrepo. Tasks, automation, and the rise in us wage inequality. *Econometrica*. 2022

Acemoglu Daron, Pascual Restrepo. Demographics and Automation. *Review of Economic Studies*. 2022

Philippe Aghion, Céline Antonin, Simon Bunel, Xavier Jaravel. The Effects of Automation on Labor Demand. *Robots and AI: A New Economic Era* , p. 15 – 39. 2022

Segura, P.; Lobato-Calleros, O.; Ramírez-Serrano, A.; Soria, I. Human-robot collaborative systems: Structural components for current manufacturing applications. *Adv. Ind. Manuf. Eng.* 2021, 3, 100060. [Google Scholar] [CrossRef]

Guarascio Dario, Piccirillo Alessandro, Reljic, Jelena. Will robot replace workers? Assessing the impact of robots on employment and wages with meta-analysis. *EconSTOR*. 2022

Lene Kromann, Nikolaj Malchow-Møller, Jan Rose Skaksen, Anders Sørensen. Automation and productivity—a cross-country, cross-industry comparison. *Industrial and Corporate Change*, April 2020,

Acemoglu Daron, Pascual Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*. 2020

Autor David. Work of the Past, Work of the Future. In *AEA Papers and Proceedings*, vol. 109, 1–32. Nashville, TN: American Economic Association. 2019

Acemoglu Daron. Why do new technologies complement skills? Directed technical change and wage inequality. *The Quarterly Journal of Economics*, November 1998.

Acemoglu Daron, Autor David. Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings. NBER working paper 16082, June 2010

Acemoglu Daron, Pascual Restrepo. Robots and Jobs: evidence from US Labor Markets. NBER working paper 23285, March 2017.

Antonucci Tommaso, Mario Pianta. Employment effects of product and process innovation in Europe. International Review of Applied Economics, July 2010.

Autor David. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. Journal of Economic Perspectives. Summer 2015.

Ann P. Bartel, Frank R. Lichtenberg. The comparative advantage of educated workers in implementing new technology. The Review of Economics and Statistics, 1987.

William J. Baumol. Education for Innovation: entrepreneurial breakthroughs versus corporate incremental improvements. NBER working paper 10578, June 2004.

Francesco Bogliacino, Mario Pianta. Innovation and employment: a reinvestigation using revised pavitt classes. Research Policy, 2010.

Erik Brouwer, Alfred Kleinknecht, Jeroen O. N. Reijnen.. Employment growth and innovation at the firm level. Journal of Evolutionary Economics 1993.

Joonmo Cho, Jinha Kim. Identifying factors reinforcing robotization: interactive forces of employment, working hour and wage. Sustainability, february 2018.

Flavio Calvino, Maria Enrica Virgillito. The innovation-employment nexus: a critical survey of theory and empirics. Journal of Economic Surveys, 2018.

Martin Falk, Eva Hagsten. Employment impacts of market novelty sales: evidence for nine European countries. Eurasian Business Review, November 2017.

Carl Benedikt Frey, Michael A. Osborne. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? Working Paper, Oxford: Oxford Martin, 2013.

Mary Dorothy George. London Life in the 18th Century. Paperback, August 2005.

Daniel W. Greening and Daniel B. TurbanView all authors and affiliations. Corporate social performance as a competitive advantage in attracting a quality workforce. Sage Journals September 2000.

Jonas Hjort, Jonas Poulsen. The arrival of fast internet and employment in Africa. American Economic Review, March 2019 •

IMF, 2018. World Economic Outlook Database October 2018.

Beyza Sumer. Impact of industry 4.0 on occupations and employment in Turkey. European Scientific Journal, ESJ April 2018.

Francesco Carbonero, Ekkehard Ernst, Enzo Weber. Robots worldwide: the impact of automation on employment and trade. ILO working pape, 2018.