



Organisation
internationale
du Travail

OH Open Library
of Humanities

Wolszczak-Derlacz, Joanna, Aleksandra Parteka, et Dagmara Nikulin. 2025. «L'effet de la participation aux chaînes de valeur mondiales et des technologies sur la qualité de l'emploi et les salaires en Europe», *Revue internationale du Travail*, 164 (3): 1-27. <https://doi.org/10.16995/ilrf.18858>.



Revue internationale
du Travail

L'effet de la participation aux chaînes de valeur mondiales et des technologies sur la qualité de l'emploi et les salaires en Europe

Joanna Wolszczak-Derlacz, Faculté de gestion et d'économie, Université polytechnique de Gdansk (Politechnika Gdańska), jwo@zie.pg.gda.pl (autrice référente)

Aleksandra Parteka, Faculté de gestion et d'économie, Université polytechnique de Gdansk (Politechnika Gdańska), aleksandra.parteka@pg.edu.pl

Dagmara Nikulin, Faculté de gestion et d'économie, Université polytechnique de Gdansk (Politechnika Gdańska), dagmara.nikulin@pg.edu.pl

Résumé. Les autrices utilisent un jeu de microdonnées sur les travailleurs de 22 pays européens afin d'évaluer si les technologies influent sur le lien entre les chaînes de valeur mondiales (CVM) et les conditions de travail mesurées par les salaires et par plusieurs dimensions de la qualité de l'emploi. Elles analysent cette influence pour plusieurs types de technologies, comparant les logiciels et robots à l'intelligence artificielle. Globalement, la participation aux CVM a un lien négatif avec les salaires et (légèrement) positif avec certaines dimensions non monétaires de la qualité de l'emploi. L'utilisation des technologies numériques ne modifie pas cette relation de manière économiquement significative.

Mots clés: conditions de travail, salaire, chaînes de valeur mondiales, CVM, utilisation des technologies, technologies numériques, Europe.

Les articles paraissant dans la *Revue internationale du Travail* n'engagent que leurs auteurs, de même que les désignations territoriales qui y sont utilisées, et leur publication ne signifie pas que l'OIT souscrit aux opinions qui y sont exprimées.

Titre original: «The Joint Impact of Global Value Chains and Technological Exposure on Job Quality And Wages in Europe» (*International Labour Review*, vol. 164 n° 3. Traduit par Isabelle Croix. Également disponible en espagnol (*Revista Internacional del Trabajo*, vol. 144, n° 3).

La *Revue internationale du Travail*/International Labour Review/Revista Internacional del Trabajo est une revue en libre accès, évaluée par des pairs, et publiée par l'Open Library of Humanities. Cet article est en libre accès, distribué selon les termes de la Licence Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0), qui permet une utilisation, distribution et reproduction sans restriction sur tout support, à condition que l'auteur original et la source soient crédités. Voir <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>. Les articles de la *Revue* sont indexés dans Labordoc, la base de données bibliographique du Bureau international du Travail. Pour un complément d'information sur l'OIT et ses publications, veuillez consulter le site de l'Organisation, à l'adresse www.ilo.org.

à **OPEN ACCESS**

© Auteur(s), 2025. Compilation et traduction des articles. © Organisation internationale du Travail, 2025.



1. Introduction

Dans cet article, nous évaluons la relation entre les conditions de travail des salariés européens et les deux grandes tendances mondiales que sont la fragmentation internationale de la production, qui se traduit par la participation aux chaînes de valeur mondiales (CVM), et le progrès technologique porté par des innovations numériques issues de la combinaison de trois composantes – le matériel (robotique avancée et imprimantes 3D), les logiciels (analyse de données massives, informatique en nuage) et la connectivité (ONUDI, 2019, p. xvi). Nous cherchons plus précisément à savoir si l'adoption des technologies numériques modifie le lien entre CVM et différents aspects des conditions de travail (salaires et qualité de l'emploi) dans les pays développés.

Les déterminants des conditions de travail sont nombreux, depuis la croissance de l'emploi temporaire (Aleksynska, 2018) jusqu'aux caractéristiques de la structure professionnelle au sein des entreprises (Clark, D'Ambrosio et Zhu, 2021) en passant par l'organisation du travail et les relations sociales impliquées dans le travail (Briken *et al.*, 2017; Gandini, 2019; Harley, 2018), l'utilisation (parfois excessive) des technologies (Salanova, Llorens et Ventura, 2014; Badri, Boudreau-Trudel et Souissi, 2018; Brynjolfsson, Mitchell et Rock, 2018) et la complexité des chaînes de valeur (Berliner *et al.*, 2015; Bernhardt et Pollak, 2016; Parteka, Wolszczak-Derlacz et Nikulin, 2024). Nous nous intéressons ici plus particulièrement à l'interaction entre les deux derniers phénomènes, à savoir le progrès technologique et les CVM. Les CVM s'étant multipliées, des inquiétudes sont apparues au sujet de leurs répercussions sur les conditions de travail (par exemple Barrientos, Gereffi et Rossi, 2011; Barrientos *et al.*, 2016; Berliner *et al.*, 2015; Bernhardt et Pollak, 2016; Nikulin, Wolszczak-Derlacz et Parteka, 2022), la protection des droits des travailleurs (Delautre, Echeverría Manrique et Fenwick, 2021) et les relations sociales dans le cadre professionnel (Reinecke *et al.*, 2018). Sachant qu'environ 70 pour cent des échanges mondiaux impliquent des CVM¹, il n'est pas possible de faire abstraction des changements de modèle économique dus à la fragmentation transfrontalière de la production. Dans le même temps, on peut difficilement aborder les CVM sans tenir compte du progrès phénoménal des technologies numériques, en particulier de l'intelligence artificielle (IA), autre force puissante à l'œuvre ces dernières décennies (Aghion, Jones et Jones, 2019; Hernandez et Brown, 2020; Lu et Zhou, 2021). Le progrès a favorisé l'intensification des liens de production entre les pays, ainsi que le «deuxième dégroupage» (Baldwin, 2013) qui a touché les marchés du travail modernes (Agrawal, Gans et Goldfarb, 2019; Acemoglu et Restrepo, 2018; Brynjolfsson et Mitchell, 2017; Brynjolfsson, Mitchell et Rock, 2018; Lane et Saint-Martin, 2021; OCDE, 2023).

Nous nous concentrons sur les économies développées d'Europe, parce que les efforts déployés pour garantir le travail décent, qui s'incarnent dans des programmes d'action internationaux tels que le Programme de développement durable à l'horizon 2030 des Nations Unies, ne visent pas seulement le monde en développement et des enjeux tels que le travail des enfants et les conditions de travail dangereuses (Delautre, Echeverría Manrique et Fenwick, 2021). Outre qu'elle est inégale en Europe selon les secteurs d'activité et les emplois (Eurofound, 2020) et varie en fonction du sexe, de la classe d'âge, du type de contrat de travail et de la profession (Eurofound, 2021), la qualité de la vie professionnelle est globalement insatisfaisante – du moins à certains égards. Ce constat transparaît dans les indicateurs de suivi européens du Programme de développement durable à l'horizon 2030, appelant «à des possibilités de plein emploi et de *travail décent* pour tous» (ODD 8 – c'est nous qui soulignons)², tout comme il transparaissait déjà dans le Traité sur le fonctionnement de l'Union européenne (TFUE), dans la stratégie de Lisbonne et dans la stratégie Europe 2020, qui faisaient de l'amélioration des droits des travailleurs l'une des dimensions importantes

¹ Voir <https://www.oecd.org/fr/themes/chaines-de-valeur-et-d-approvisionnement-mondiales.html> (consulté le 16 avril 2025).

² Voir <https://ec.europa.eu/eurostat/web/sdi/database/decent-work-and-economic-growth> (consulté le 16 avril 2025).

des objectifs liés au marché du travail. Pourtant, d'après l'édition 2021, administrée par téléphone, de l'enquête européenne sur les conditions de travail (European Working Conditions Survey – EWCS) (Eurofound, 2022), 49 pour cent des travailleurs européens indiquent devoir souvent travailler à un rythme rapide, tandis que 19 pour cent déclarent être confrontés à des situations émotionnellement pénibles. Qui plus est, la transformation du lieu de travail s'accompagne d'une augmentation des risques psychosociaux ou de l'intensité du travail, et brouille la ligne de démarcation entre vie professionnelle et vie privée (Eurofound, 2021). Ces phénomènes pourraient être accentués par l'augmentation, observée dans beaucoup de pays européens, du pourcentage de personnes dont la profession implique une plus grande utilisation de technologies numériques modernes, dont l'IA (Albanesi *et al.*, 2023).

À l'issue d'une revue de la littérature sur ces questions (partie 2), nous avons repéré plusieurs thèmes inexplorés par la recherche, auxquels nous avons décidé de consacrer notre étude européenne. Premièrement, rares sont les travaux sur les CVM qui abordent des sujets tels que la sécurité et la santé au travail, la satisfaction professionnelle ou la sécurité de l'emploi (Budría et Baleix, 2020; Geishecker, 2012). Même les auteurs qui analysent les conséquences sociales des CVM s'intéressent surtout à leurs répercussions sur les salaires ou le risque de suppression d'emplois (Baumgarten, Geishecker et Görg, 2013; Ebenstein *et al.*, 2014; Geishecker, Görg et Munch, 2010; Parteka et Wolszczak-Derlacz, 2019 et 2020; Shen et Silva, 2018; Hummels, Munch et Xiang, 2018). Ces études ne rendent pas pleinement compte de la complexité des conditions de travail, notamment d'aspects relativement difficiles à quantifier comme la qualité de l'environnement physique, le soutien social et la qualité de l'encadrement, les perspectives d'évolution de carrière, l'équilibre entre vie professionnelle et vie privée et l'impact de l'intensité du travail sur la santé et le bien-être (Eurofound, 2021). Nous abordons quant à nous les conditions de travail dans leurs multiples facettes, dont la dimension économique du travail et ses effets sur les conditions de vie, en fournissant des estimations qui reposent sur des données financières (concernant les salaires) et sur des informations relatives à différents aspects de la qualité de l'emploi³. Nous postulons que les dimensions non salariales de l'emploi ont des répercussions aussi importantes que le salaire sur le bien-être des salariés. Cette approche s'inscrit dans la même ligne que le concept de «revenu équivalent» utilisé dans les études sur le bien-être (voir, par exemple, Decancq, Fleurbaey et Schokkaert, 2015; Fleurbaey, 2015) ou que le modèle du stress au travail (*demand-control theory*) (Karasek et Theorell, 1990), qui établit un lien entre les exigences du travail et la charge mentale qu'il impose d'une part et l'état de santé physique et mentale des salariés d'autre part. Il est possible que de mauvaises conditions de travail – hors salaire – soient compensées par une rémunération plus élevée, mais peu de données empiriques confirment cette thèse (par exemple Bonhomme et Jolivet, 2009; Fernández et Nordman, 2009).

Deuxièmement, jusqu'à présent, les auteurs qui se sont intéressés à la qualité de l'emploi n'ont pas évalué l'impact de la fragmentation de la production dans un contexte

³ Nous retenons les définitions de l'OIT et de l'EWCS. L'OIT définit un «emploi» comme «un ensemble de tâches et de fonctions effectuées, ou destinées à être effectuées, par une personne, y compris pour un employeur ou dans le cadre d'un travail indépendant», et une «profession» comme un «ensemble d'emplois dont les principales tâches et fonctions sont caractérisées par un degré élevé de similitude» (<https://isco-ilo.netlify.app/en/isco-08/>). Dans l'EWCS, la «qualité de l'emploi englobe des caractéristiques relatives à l'emploi considérées d'un point de vue objectif, qui peuvent être observées et qui sont liées à la satisfaction des besoins des personnes au travail. Elle se compose de l'ensemble des caractéristiques du travail et de l'emploi dont il a été prouvé qu'elles avaient un lien de cause à effet avec la santé et le bien-être. Les caractéristiques positives et négatives des emplois sont prises en considération. Ces indicateurs rendent compte des ressources relatives à l'emploi (aspects physiques, psychologiques, sociaux ou organisationnels) et des exigences professionnelles, ou des processus qui les déterminent» (<https://www.eurofound.europa.eu/en/topic/job-quality>). La notion de conditions de travail est encore plus large, puisqu'elle renvoie aux conditions dans lesquelles le travail est accompli, y compris la dimension économique et ses effets sur les conditions de vie (<https://www.eurofound.europa.eu/en/topic/working-conditions>) (pages consultées le 12 mai 2025).

de transformation continue du paysage technologique. Les chercheurs en sciences sociales semblent s'être laissé distancer par le rythme des avancées qui ont eu lieu dans le domaine du numérique, dont le rôle croissant de l'IA dans la vie professionnelle est une manifestation (Albanesi *et al.*, 2023; OCDE, 2023). L'utilisation de technologies numériques telles que l'IA peut être mesurée au moyen de l'approche fondée sur les tâches (Autor, Levy et Murnane, 2003; Acemoglu et Restrepo, 2018), qui assimile une profession à un ensemble de tâches ne nécessitant pas toutes le même recours aux technologies. Il est possible d'évaluer le rôle de l'IA dans l'exécution des tâches propres à une profession donnée (Webb, 2020) et les compétences que les tâches en question exigent (Felten, Raj et Seamans, 2018 et 2019) ou encore d'apprécier si des activités, tâches ou professions sont automatisables grâce à l'apprentissage automatique (*suitability for machine learning*) (Brynjolfsson, Mitchell et Rock, 2018). Ces outils de mesure ont principalement été utilisés pour évaluer l'impact de l'IA sur l'évolution de l'emploi aux États-Unis (Acemoglu *et al.*, 2022) ou en Europe (Albanesi *et al.*, 2023). Alors que les effets des technologies de l'information ou de l'automatisation sur les travailleurs qui exécutent des tâches routinières ont été amplement étudiés (Autor, Levy et Murnane, 2003; Autor et Handel, 2013; Autor et Dorn, 2013; Frey et Osborne, 2017; Goos, Manning et Salomons, 2014; Marcolin, Miroudot et Squicciarini, 2016; Spitz-Oener, 2006; Acemoglu et Restrepo, 2020), la littérature consacrée à l'impact de l'IA sur les travailleurs est naissante. Dans une étude réalisée pour le Parlement européen, Deshpande et ses coauteurs (2021) établissent un bilan et un pronostic en demi-teinte concernant les répercussions de l'IA sur le marché du travail. Ils constatent que cette technologie offre certes des perspectives prometteuses (réduction des conditions de travail dangereuses ou dangereuses pour la santé et amélioration de l'accessibilité de certains emplois), mais engendre aussi des risques physiques et psychosociaux.

Nous entendons ici enrichir la littérature sur les conditions de travail et les CVM en analysant le rôle de l'évolution de l'IA et d'autres aspects du progrès technologique (informatisation et automatisation). Nos résultats économétriques laissent penser que, en moyenne, l'appartenance aux CVM est liée par une corrélation négative avec le salaire et par une corrélation (légèrement) positive avec certaines dimensions non monétaires de la qualité de l'emploi, en particulier lorsque l'on prend en compte l'utilisation des logiciels et des robots. Dans les emplois où l'IA joue un rôle important, une intégration plus forte dans les CVM a un impact négatif sur le salaire, mais n'a pas d'influence significative sur la qualité de l'emploi. Nous constatons donc que l'influence de l'appartenance aux CVM sur le salaire et sur diverses facettes de la qualité de l'emploi est sans doute hétérogène, et qu'il faut par conséquent analyser les dimensions non salariales en plus des salaires eux-mêmes. Parallèlement, nous montrons que l'incidence des technologies numériques sur le lien entre CVM et conditions de travail est marginale, voire inexistante. En d'autres termes, les facteurs technologiques n'ont pas d'impact économiquement significatif sur la relation entre conditions de travail et CVM.

Après une revue de la littérature sur les déterminants des conditions de travail (partie 2), nous présentons des informations descriptives relatives à ces conditions en Europe (partie 3). Nous exposons ensuite nos principaux résultats, en établissant un lien entre les trajectoires observées en matière de qualité de l'emploi et de salaire d'une part et les CVM et caractéristiques technologiques des emplois d'autre part (partie 4), puis analysons les conclusions qui s'en dégagent (partie 5).

2. Déterminants des conditions de travail: revue de la littérature

Les conditions de travail ont fait l'objet d'une littérature abondante. En l'absence de définition unique de ces conditions et/ou de la qualité de l'emploi (Clark, 2015; Steffgen, Sischka et Fernandez de Henestrosa, 2020), il est possible d'analyser les multiples dimensions du bien-être des travailleurs de divers points de vue, en mobilisant différentes méthodes. Les aspects économiques d'un emploi peuvent être quantifiés au moyen d'indicateurs

monétaires (tels que le salaire) conjugués avec des informations sur le temps de travail ou la nature du travail (travail de nuit/posté/temporaire) (Aleksynska, 2018; Piasna, 2018; Rossi, 2013). D'autres attributs non monétaires, par exemple des aspects intrinsèques tels que l'autonomie, l'utilité sociale, les relations interpersonnelles ou le cadre social dans lequel le travail se déroule jouent aussi un rôle central dans le bien-être des travailleurs (Cascales Mira, 2021; Clark, D'Ambrosio et Zhu, 2021; Gallie, Felstead et Green, 2012). Clark, Kristensen et Westergård-Nielsen (2009), par exemple, font valoir que la satisfaction professionnelle peut être liée à la rémunération des collègues. Cette relation peut être positive, parce que cette rémunération informe sur les perspectives qu'offre un poste (voir également Javdani et Krauth, 2020), mais aussi négative parmi les travailleurs dont le salaire est inférieur au salaire médian (Card *et al.*, 2012). La diversité entre hommes et femmes au travail favorise le bien-être des salariés (Clark, D'Ambrosio et Zhu, 2021). Qui plus est, la perception de ce qui constitue un «bon emploi» est éminemment subjective, ce qui est une source de complexité complémentaire. Elle diffère selon le genre par exemple (Kaufman et White, 2015) et en fonction d'autres caractéristiques des travailleurs, telles que la situation familiale, le niveau de qualification ou la profession (Sutherland, 2012), parce qu'elle reflète des aspirations différentes sur le plan professionnel.

Les chercheurs en économie tentent aussi d'apprécier l'impact des évolutions de l'environnement économique mondial, comme la fragmentation de la production entre les pays et le progrès technologique. Il est avéré que la spécialisation verticale, qui a d'abord été mesurée à l'aune des délocalisations (Baumgarten, Geishecker et Görg, 2013; Ebenstein *et al.*, 2014; Egger, Kreickemeier et Wrona, 2015) et, récemment, par des indicateurs de participation aux CVM calculés à partir de données mondiales entrées-sorties (Feenstra et Sasahara, 2018; Parteka et Wolszczak-Derlacz, 2019 et 2020) a des répercussions profondes sur le marché du travail. Si la littérature est abondante, elle apprécie le plus souvent ce phénomène sous un angle strictement économique, à partir d'informations sur les salaires (Baumgarten, Geishecker et Görg, 2013; Ebenstein *et al.*, 2014; Geishecker, Görg et Munch, 2010; Parteka et Wolszczak-Derlacz, 2019 et 2020; Shen et Silva, 2018)⁴. L'utilisation de la rémunération comme indicateur des conditions de travail est en partie justifiée par le concept de progrès social⁵, qui reflète l'amélioration du bien-être des travailleurs liée à la participation des entreprises à la production mondiale (Milberg et Winkler, 2011). En revanche, les travaux empiriques sur les conséquences sociales au sens large – au-delà de la seule rémunération – des échanges et de la multiplication des CVM aboutissent à des conclusions contrastées. Certains auteurs confirment l'existence d'un lien positif, mettant en lumière une amélioration des conditions de travail dans les entreprises relativement impliquées dans le commerce international (Nadvi *et al.*, 2004; Bair et Gereffi, 2001). D'autres constatent que le lien entre progrès économique et progrès social dépend du secteur d'activité (Bernhardt et Pollak, 2016). D'autres encore font valoir qu'une plus grande intégration dans les CVM n'est pas nécessairement synonyme de rémunération plus élevée ou de meilleures conditions de travail (Gimet, Guilhon et Roux, 2015; Lee et Gereffi, 2013; Lee, Gereffi et Lee, 2016).

En outre, les liens entre l'intégration dans les CVM et les dimensions non financières des conditions de travail ont surtout été analysés pour les pays en développement (Bair et Gereffi, 2001; Barrientos *et al.*, 2016; Kabeer et Mahmud, 2004; Lee, Gereffi et Lee, 2016; Rossi, 2013). Rares sont les auteurs qui ont cherché à savoir comment ces liens varient entre différentes catégories de travailleurs dans les pays développés, et ceux qui l'ont fait ont le plus souvent limité leur analyse à un secteur ou pays. Ainsi, Smith et Pickles (2015) observent

⁴ Un important corpus est consacré aux effets de la fragmentation de la production sur l'emploi et la destruction d'emplois (Autor *et al.*, 2014; Egger, Kreickemeier et Wrona, 2015; Hummels, Munch et Xiang, 2018) ou sur la polarisation du marché du travail (Cirillo, 2018; Autor et Dorn, 2013; Goos, Manning et Salomons, 2014).

⁵ Le progrès social peut être défini comme «le processus d'amélioration des droits et des prestations des travailleurs comme acteurs sociaux; il accroît la qualité de leur emploi» (Barrientos, Gereffi et Rossi, 2011, p. 353).

qu'en Slovaquie, dans l'habillement, les employés d'entreprises exportatrices perçoivent peut-être un salaire et des prestations plus élevés, mais ne jouissent pas nécessairement d'une plus grande stabilité de l'emploi. Lloyd et James (2008) constatent un impact positif de l'intégration dans les CVM sur la sécurité et la santé des travailleurs employés dans l'agroalimentaire au Royaume-Uni. Budría et Baleix (2020) analysent les effets de la fragmentation de la production sur la satisfaction professionnelle individuelle et sur le risque perçu de perte d'emploi parmi les travailleurs allemands et concluent à l'existence d'un lien négatif entre délocalisations et satisfaction dans l'emploi. Certaines études portent sur plusieurs pays, mais elles retiennent généralement le salaire pour seul indicateur des conditions de travail (Parteka et Wolszczak-Derlacz, 2019 et 2020). Nikulin, Wolszczak-Derlacz et Parteka (2022) vont un peu plus loin et examinent comment l'intégration aux CVM influe sur le salaire, le temps de travail et les primes dans 24 pays européens. Elles constatent que cette influence varie en fonction de l'indicateur retenu: dans les secteurs relativement dépendants des CVM, les salariés ont une rémunération plus faible et moins stable, mais ils risquent aussi moins d'accomplir des heures supplémentaires. Les autrices invitent à réaliser des travaux supplémentaires pour étudier d'autres dimensions du bien-être des travailleurs.

D'autres auteurs analysent l'impact du progrès technologique au niveau des travailleurs. L'existence d'un lien étroit entre des avancées technologiques rapides et la situation du marché du travail, notamment le salaire et l'emploi, est amplement reconnue (pour une vue d'ensemble, voir Georgieff, 2024; Goos, 2018). Une série de travaux influents met en lumière l'effet de déplacement, qui concerne typiquement les emplois très routiniers faciles à informatiser et à remplacer par des robots (Frey et Osborne, 2017), et le degré de substitution entre robots (automatisation) et humains (Acemoglu et Restrepo, 2018 et 2020). D'après les hypothèses selon lesquelles le progrès technologique serait favorable aux travailleurs qualifiés et toucherait davantage les tâches routinières (Acemoglu et Autor, 2011; Autor, Levy et Murnane, 2003; Goos, Manning et Salomons, 2014), les nouvelles technologies pourraient être profitables aux travailleurs très qualifiés, tandis qu'elles constituent un risque pour les non-qualifiés, qui forment le groupe le plus vulnérable⁶.

En l'état actuel de la recherche, il apparaît que les technologies les plus récentes ont des effets complexes, qui ne se résument pas au simple remplacement de l'humain par la machine. Le numérique a un impact important sur le bien-être des travailleurs, parce qu'il peut peser sur l'équilibre entre vie professionnelle et vie privée ou être une source de «techno-anxiété» (Tarafdar, Cooper et Stich, 2019; Salanova, Llorens et Ventura, 2014; Berg-Beckhoff, Nielsen et Ladekjær Larsen, 2017). L'IA peut exercer une influence sur les interactions entre l'humain et la machine, et modifier les environnements de travail ou en engendrer de nouveaux (Lane et Saint-Martin, 2021), avec les conséquences qui peuvent en résulter pour le bien-être des travailleurs (Nazareno et Schiff, 2021). L'IA générative peut avoir un impact sur la quantité d'emplois et sur leur qualité (Gmyrek, Berg et Bescond, 2023).

Les liens entre progrès technologique et emploi varient selon que les tâches professionnelles sont ou non automatisables grâce à l'apprentissage automatique (Brynjolfsson et Mitchell, 2017). Antón, Fernández-Macías et Winter-Ebmer (2020) constatent que la robotisation peut avoir une relation négative avec l'intensité du travail et qu'elle n'entretient pas de lien avec l'environnement physique ou encore les compétences et la latitude décisionnelle. Turja *et al.* (2024) observent qu'en moyenne les salariés d'entreprises qui ont adopté la robotisation sont moins satisfaits de leur vie professionnelle que leurs collègues exerçant dans un lieu de travail sans robots. Pour ce qui est des technologies liées à l'IA, les impacts constatés n'ont pas tous trait à l'effet de déplacement. Ces solutions peuvent même être bénéfiques dans les professions hautement qualifiées (Lane et Saint-Martin, 2021, p. 23). D'après Webb (2020), alors que les emplois les plus concernés par les robots et les logiciels sont généralement ceux qui comportent beaucoup de tâches

⁶ Pour des études empiriques, le lecteur peut se reporter, entre autres, à Autor, Levy et Murnane (2003), Autor et Handel (2013), Autor et Dorn (2013), Frey et Osborne (2017) pour les États-Unis; et Goos, Manning et Salomons (2014) et Marcolin, Miroudot et Squicciarini (2016) pour l'Union européenne.

routinières, l'IA «exécute des tâches impliquant une reconnaissance de motifs, des jugements et une optimisation» (Webb, 2020, p. 3), autrement dit des tâches typiques de nombreuses professions très qualifiées. Malgré l'inquiétude que suscite l'idée selon laquelle l'IA pourrait remplacer le travail humain, Felten, Raj et Seamans (2019) montrent que son utilisation ne s'accompagne certes pas d'une croissance de l'emploi, mais qu'elle a un lien positif avec le salaire. En revanche, les données récentes relatives à l'Europe fournies par Albanesi *et al.* (2023) laissent penser qu'elle pourrait aller de pair avec une croissance de l'emploi, en particulier parmi les travailleurs qualifiés, mais n'avoir qu'un effet négligeable sur la rémunération. De même, Acemoglu *et al.* (2022) observent que l'utilisation de l'IA va de pair avec une hausse significative de l'emploi au niveau de l'entreprise, mais n'a pas d'effet significatif sur l'emploi ou les salaires au niveau de la profession ou du secteur. Pour expliquer ce résultat, ils avancent que les «technologies reposant sur l'IA n'en sont qu'à leurs balbutiements» (*ibid.*, S337) et que les tâches liées à cette technologie ne concernent qu'une petite partie de l'économie des États-Unis. Dans une étude portant sur l'Allemagne, Grimm et Gathmann (2022) montrent que l'IA a un impact positif sur les salaires et que la robotisation a un effet faible mais positif. Enfin, les travaux les plus récents sur l'IA générative révèlent une possible incidence positive sur la croissance de la productivité (Brynjolfsson, Li et Raymond, 2023; Calvino et Fontanelli, 2023).

En somme, les travaux empiriques sur les liens entre technologies et travail montrent que l'automatisation a un impact net ambigu sur les salaires, parce qu'elle a deux effets antagonistes: un effet de substitution et un effet sur la productivité. Le résultat final dépend de la place des tâches routinières dans un emploi (ou du niveau de qualification) (voir par exemple Acemoglu et Restrepo, 2020; van der Velde, 2020). Quant aux données empiriques sur l'incidence de l'IA sur les salaires, elles sont également contrastées (pour une vue d'ensemble, voir Georgieff, 2024).

Globalement, les conditions de travail sont difficiles à quantifier, parce qu'elles sont multidimensionnelles et intangibles. Une des méthodes possibles consiste à faire appel à des indicateurs composites de la qualité de l'emploi (pour une vue d'ensemble, voir Cascales Mira, 2021). De nombreux indicateurs de ce type ont été mis au point en Europe par l'OIT, Eurostat et Eurofound (voir, entre autres, Cazes, Hijzen et Saint-Martin, 2015). Ils reposent à la fois sur des indices synthétiques et sur des mesures des aspects individuels de la qualité de l'emploi. À titre d'exemple, l'indice de la qualité de l'emploi élaboré par l'Institut syndical européen (European Trade Union Institute – ETUI) (Leschke, Watt et Finn, 2008) et calculé pour les pays d'Europe comprend les dimensions suivantes: i) salaires; ii) formes d'emploi atypiques; iii) temps de travail et conciliation vie professionnelle-vie privée; iv) conditions de travail et sécurité de l'emploi; v) compétences et évolution de carrière; et vi) représentation collective. Les rapports publiés régulièrement à partir des résultats de l'EWCS (Eurofound, 2017, 2020, 2021 et 2022) tentent de rendre compte de la complexité de la qualité de l'emploi et reposent sur des indicateurs qui renseignent sur l'environnement physique, l'intensité du travail, la qualité du temps de travail, l'environnement social, les compétences et la latitude décisionnelle, les perspectives de carrière et la rémunération. L'EWCS constitue la principale source des données employées dans la partie suivante.

3. Données et approche empirique

3.1. Jeu de données

Pour étudier les liens entre conditions de travail, CVM et technologies numériques, nous faisons appel à un jeu de données particulièrement riche, qui regroupe des données issues de nombreuses sources et portent sur les travailleurs de 22 pays européens⁷ (ce jeu de

⁷ Allemagne, Belgique, Bulgarie, Chypre, Espagne, Estonie, France, Hongrie, Italie, Lettonie, Lituanie, Luxembourg, Malte, Norvège, Pays-Bas, Pologne, Portugal, Roumanie, Royaume-Uni, Slovaquie, Suède et Tchéquie.

données est décrit dans le tableau SA1 de l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais)). La méthode choisie nous permet d'examiner le bien-être des travailleurs dans toute sa complexité: nous retenons six indicateurs de qualité de l'emploi de l'EWCS (mesurés sur une échelle qui va de 0, correspondant au score le plus mauvais, à 100, qui est le meilleur score) et faisons la même analyse en retenant les salaires. Les indicateurs de qualité sont mesurés à partir des données de la vague 2015 de l'EWCS et portent sur six domaines: environnement physique (par exemple indicateurs de vibrations, de bruit et de température); intensité du travail (par exemple facteurs influant sur le rythme de travail et contraintes émotionnelles); qualité du temps de travail (par exemple modalités d'organisation et flexibilité du temps de travail); environnement social (par exemple soutien social et qualité de l'encadrement); compétences et latitude décisionnelle (par exemple possibilités de formation et marge de manœuvre en matière décisionnelle); et perspectives de carrière (par exemple évolution de carrière et sécurité de l'emploi)⁸. Nous complétons ces indicateurs par des informations sur les salaires horaires moyens issues de la vague 2014 de l'enquête sur la structure des salaires (ESS), et retenons plus précisément la rémunération horaire brute moyenne perçue au cours du mois de référence, convertie en dollars des États-Unis. Nous apparions ensuite nos microdonnées avec des indicateurs sectoriels de participation aux CVM calculés à partir de la base de données mondiale des entrées-sorties (World Input-Output Database – WIOD) (Timmer *et al.*, 2015) et exprimés en part de la valeur ajoutée étrangère (*foreign value added* – FVA) dans les exportations (Wang, Wei et Zhu, 2013). Théoriquement, cet indicateur est compris entre 0 et 1 (1 indique une dépendance totale des exportations du secteur à la FVA); dans notre échantillon, il varie de 0,01 à 0,7 (voir le tableau dans l'annexe principale). Enfin, nous apparions des indicateurs mesurant l'utilisation des technologies au niveau de la profession (Webb, 2020)⁹, en retenant trois types de technologies – les robots, les logiciels et l'IA. Les scores, compris entre 0 et 100, reflètent l'activité de dépôt de brevets observée pour chacune de ces trois technologies dans une profession donnée.

3.2. Statistiques descriptives

Les statistiques synthétiques pour toutes les variables sont présentées dans le tableau de l'annexe principale. Nos variables d'intérêt (scores des indicateurs de qualité de l'emploi) se caractérisent par une grande variabilité. Comme nous retenons six indicateurs de qualité différents et les salaires, il est important d'examiner leur cohérence interne et leur corrélation. Nous avons testé le lien entre les indicateurs de qualité provenant de l'EWCS et la santé et le bien-être, ce qui nous a permis de valider le bien-fondé de l'utilisation de six paramètres différents pour évaluer les diverses dimensions de la qualité de l'emploi¹⁰. Nous avons en outre constaté que la corrélation entre le salaire et les indicateurs de qualité était faible et en avons déduit que ces variables ne rendaient pas compte des mêmes caractéristiques¹¹.

Les figures SA1 et SA2 de l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais) fournissent une image plus précise de la répartition de la qualité de l'emploi. Elles mettent en évidence l'hétérogénéité de cette qualité à la fois entre les pays d'Europe et au sein d'un même pays. Il ressort en outre d'une analyse de la répartition des professions en fonction des différents indicateurs technologiques (Webb, 2020)¹² que l'impact potentiel des technologies varie selon la profession et selon le type de technologie utilisé¹³.

⁸ Pour des informations plus précises, voir le tableau SA3 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais).

⁹ Voir le tableau SA2 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais).

¹⁰ Pour de plus amples informations, voir la partie 2 du rapport d'Eurofound (2017).

¹¹ Le coefficient de corrélation affiche même une valeur proche de zéro pour la qualité du temps de travail et l'environnement social – voir le tableau SA4 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais).

¹² Albanesi *et al.* (2023) fournissent des statistiques sur l'utilisation des technologies dans différents pays, obtenues en appariant des données sur l'emploi avec les indicateurs technologiques de Webb (2020) pour 16 pays d'Europe. Ils constatent une augmentation de la part de l'emploi dans les professions qui font appel à l'IA (2011-2019) et une hétérogénéité entre pays à cet égard.

¹³ Voir le tableau SA3 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais).

3.3. Modèle

Notre principal objectif consiste à analyser la relation complexe entre différents aspects des conditions de travail, l'ampleur de la participation aux CVM et la place des technologies dans les différentes professions. Nous estimons à cette fin la régression de Mincer augmentée suivante:

$$JQ_{iojsc}^k = \alpha + \beta_1 Worker_i + \beta_2 Firm_j + \beta_3 Prod_s + \beta_4 CVM_{sc} + \beta_5 Tech_o + \beta_6 CVM_{sc} \times Tech_o + D_c + D_s + \varepsilon_{iojsc} \quad (1)$$

où i représente le travailleur, o la profession, j l'entreprise, s le secteur d'activité, c le pays, et k un indicateur de qualité de l'emploi (JQ) mesuré à partir de données de l'EWCS. Nous estimons également une autre équation, dans laquelle nous remplaçons JQ par le logarithme du salaire. Dans les estimations de JQ (s'appuyant sur les données de l'EWCS), le terme ($Worker_i$) désigne un ensemble de caractéristiques individuelles. Il comprend le sexe, l'âge, le niveau d'instruction et les compétences (quatre types de compétences, en fonction de la profession). Dans le cas de la régression salariale, basée sur des données de l'ESS plus détaillées, le terme ($Worker_i$) inclut le sexe, l'âge, le niveau d'études et le type d'emploi (variable binaire indiquant si l'emploi est à plein temps ou à temps partiel). $Firm_j$ désigne une série de caractéristiques professionnelles liées à l'entreprise, englobant le type de contrat (à durée indéterminée/temporaire) et le type d'emploi (plein temps ou temps partiel) dans le modèle qui fait appel aux indicateurs de l'EWCS, et l'ancienneté dans l'entreprise, le type d'emploi (plein temps ou temps partiel) et le statut de l'entreprise (public/privé) dans la régression salariale¹⁴. La productivité sectorielle ($Prod_s$, exprimée en logarithme) est obtenue en rapportant la valeur ajoutée au nombre total d'heures travaillées par les salariés. CVM_{sc} est un indicateur indirect de l'intégration aux CVM d'un secteur d'activité donné dans un pays donné, et $Tech_o$ est un indicateur d'utilisation des technologies calculé au niveau de la profession. Nous introduisons également un terme d'interaction entre CVM et $Tech$, qui mesure si l'impact de la participation aux CVM sur les conditions de travail varie en fonction du type de technologie concernée ($CVM_{sc} \times Tech_o$). L'effet marginal de la participation aux CVM sur la qualité de l'emploi s'écrit ainsi:

$$\frac{\delta JQ}{\delta CVM} = \beta_4 + \beta_6 Tech. \quad (2)$$

La formule est la même pour le salaire:

$$\frac{\delta \ln(wage)}{\delta CVM} = \beta_4 + \beta_6 Tech. \quad (3)$$

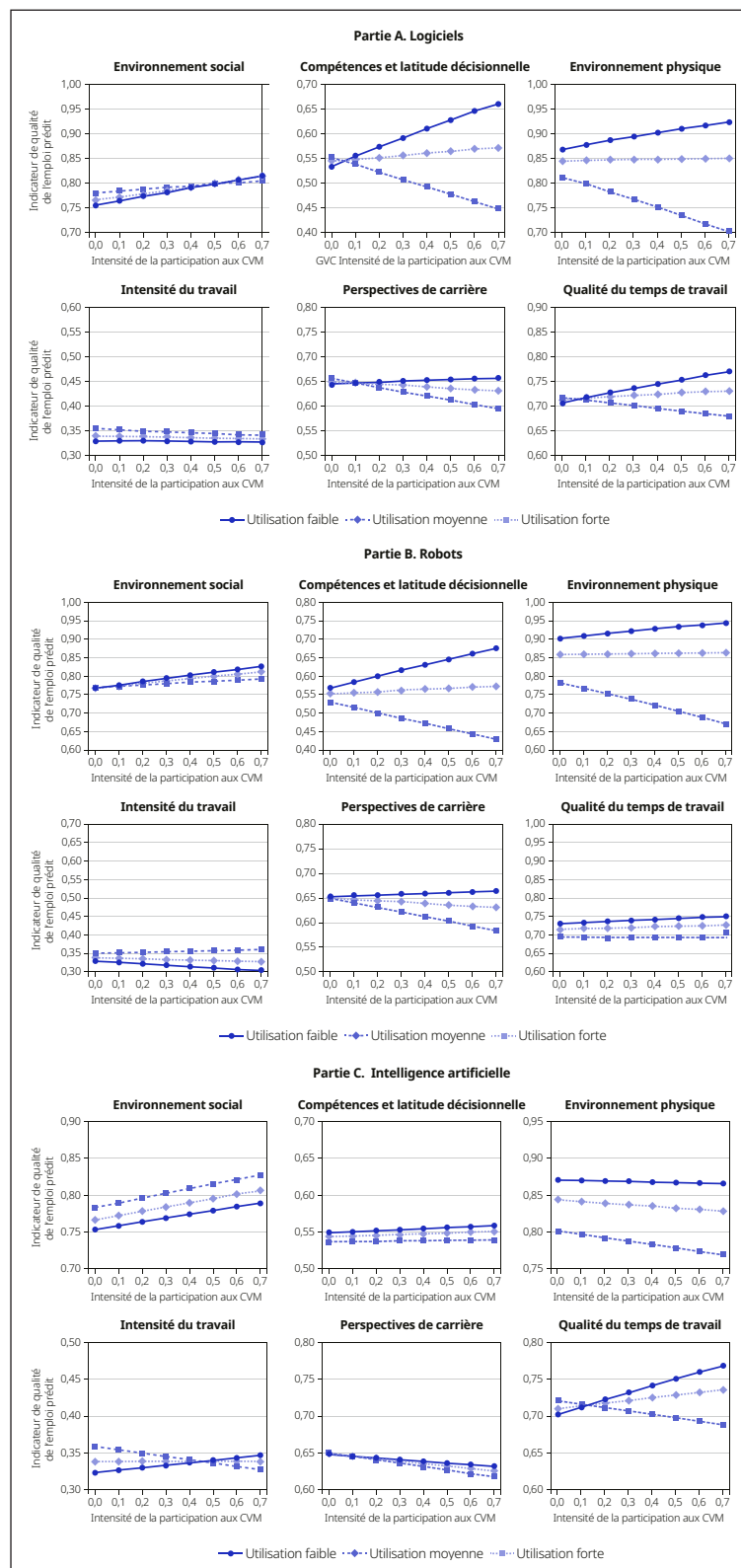
Ces deux équations peuvent être représentées graphiquement (figures 1 et 2). Nous introduisons en outre des effets fixes pays et secteur: D_c devrait neutraliser toutes les caractéristiques propres aux différents pays, par exemple la réglementation du marché du travail, et D_s les caractéristiques sectorielles restantes.

Dans le modèle qui a pour variables dépendantes les indicateurs de qualité de l'emploi de l'EWCS (compris entre 0 et 1), l'équation (1) est estimée au moyen d'une méthode probit fractionnaire¹⁵, tandis que, dans l'autre modèle, l'équation (2) est estimée par les moindres carrés ordinaires (MCO) pondérés. Les poids sont calculés sur la base du coefficient d'extrapolation de l'ESS, ajusté en fonction du nombre d'observations par pays (l'objectif

¹⁴ Les effets fixes sectoriels ne reflètent pas la distinction entre entreprises privées et entreprises publiques. Le secteur public *stricto sensu* (par exemple les forces armées) a été exclu de l'analyse. Dans les autres secteurs, des entreprises publiques et privées coexistent: au total, 58,54 pour cent des entreprises couvertes par l'ESS sont privées et 41,46 pour cent sont publiques.

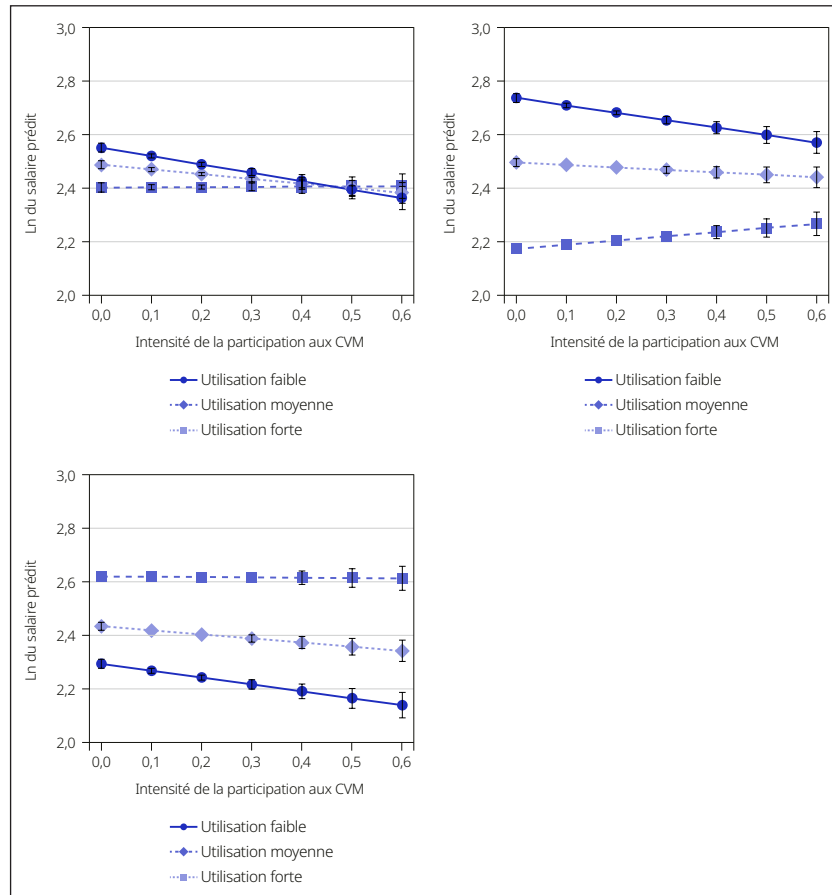
¹⁵ Nous utilisons la commande *fracreg* de Stata. Dans le cas de la méthode probit fractionnaire, nous n'indiquons pas le pseudo R^2 , parce qu'il doit être interprété avec une extrême prudence (Long et Freese, 2006).

Figure 1. Impact d'une évolution de la participation aux CVM sur les indicateurs de qualité de l'emploi prédits, pour différents degrés d'utilisation des technologies (illustration des résultats présentés dans les tableaux 1 à 3)



Notes: Les droites représentées sur la figure correspondent au degré d'utilisation de la technologie. Les professions sont réparties dans trois catégories en fonction de la valeur de l'indicateur technologique (faible = 10, moyenne = 40, forte = 80).
Source: Calculs des autrices à partir de données de l'EWCS et de la base de données WIOD, et de Webb (2020).

Figure 2. Impact d'une évolution de la participation aux CVM sur le logarithme du salaire prédit, pour différents degrés d'utilisation des technologies (illustration des résultats présentés dans le tableau 4)



Notes: Les droites représentées sur la figure correspondent au degré d'utilisation de la technologie. Les professions sont réparties dans trois catégories en fonction de la valeur de l'indicateur technologique (faible = 10, moyenne = 40, forte = 80).
Source: Calculs des autrices à partir des indicateurs de qualité de l'emploi issus de la vague 2015 de l'EWCS, de données de la vague 2014 de l'ESS et de l'édition 2016 de la base de données WIOD, ainsi que des indicateurs technologiques de Webb (2020).

étant que chaque pays soit représenté de la même manière dans l'échantillon). Pour les deux catégories de variables dépendantes, nous estimons les régressions en groupant les erreurs types robustes au niveau de la paire pays-secteur.

Dans la partie suivante, nous présentons les résultats obtenus lorsque les variables dépendantes sont les indicateurs de qualité de l'emploi de l'EWCS (partie 4.1) et lorsque la qualité de l'emploi a été remplacée par le salaire (partie 4.2).

4. Résultats

4.1. Conditions de travail mesurées par les indicateurs de qualité de l'emploi (EWCS)

Les résultats de l'estimation de l'équation (1), obtenus pour six indicateurs de qualité de l'emploi différents et trois types de technologies, sont présentés dans les tableaux 1 à 3 (ces tableaux ne contiennent que les principaux coefficients, les résultats complets figurant dans les tableaux SA5 à SA7 de l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais – dans les tableaux de l'annexe en ligne, la variable «chaînes de valeur mondiales» est représentée par son acronyme anglais GVC)). Le tableau 1 rapporte les résultats pour l'utilisation de logiciels, et les tableaux 2 et 3 pour l'utilisation de robots et de l'IA, respectivement.

Tableau 1. Déterminants de la qualité de l'emploi (Tech = utilisation de logiciels)

	Variable dépendante: indicateurs de qualité de l'emploi de l'EWCS					
	Environnement social	Compétences et latitude décisionnelle	Environnement physique	Intensité du travail	Perspectives de carrière	Temps de travail
<i>CVM</i>	0,625*** (0,136)	0,322 (0,237)	0,602*** (0,198)	-0,004 (0,128)	0,085 (0,107)	0,332** (0,164)
<i>Tech</i>	0,001 (0,000)	0,001 (0,001)	-0,003*** (0,001)	0,001* (0,000)	0 (0,000)	0 (0,000)
<i>CVM×Tech</i>	-0,013*** (0,002)	-0,002 (0,004)	-0,014*** (0,003)	-0,001 (0,002)	-0,004** (0,002)	-0,006** (0,003)
<i>Observations</i>	22 524	22 350	22 523	22 478	22 521	22 524

* Statistiquement significatif au seuil de 10 pour cent. ** Statistiquement significatif au seuil de 5 pour cent.
*** Statistiquement significatif au seuil de 1 pour cent.

Notes: Méthode d'estimation: probit fractionnaire. Nous incluons les caractéristiques individuelles suivantes: sexe, âge, niveau d'études, compétences, type de contrat et emploi à temps partiel. Nous incluons également des effets fixes secteur et pays. Les erreurs types robustes, groupées au niveau pays-secteur, figurent entre parenthèses.

Source: Calculs des autrices à partir de données de l'EWCS et de la base de données WIOD, et de Webb (2020).

Tableau 2. Déterminants de la qualité de l'emploi (Tech = utilisation de robots)

	Variable dépendante: indicateurs de qualité de l'emploi de l'EWCS					
	Environnement social	Compétences et latitude décisionnelle	Environnement physique	Intensité du travail	Perspectives de carrière	Temps de travail
<i>CVM</i>	0,548*** (0,121)	0,332* (0,189)	0,559*** (0,175)	-0,129 (0,101)	0,092 (0,104)	0,097 (0,136)
<i>Tech</i>	-0,001*** (0,000)	0 (0,001)	-0,007*** (0,001)	0,001* (0,000)	0 (0,000)	-0,002*** (0,000)
<i>CVM×Tech</i>	-0,012*** (0,002)	-0,003 (0,003)	-0,013*** (0,003)	0,002 (0,002)	-0,004*** (0,002)	-0,001 (0,002)
<i>Observations</i>	22 524	22 350	22 523	22 478	22 521	22 524

* Statistiquement significatif au seuil de 10 pour cent. ** Statistiquement significatif au seuil de 5 pour cent.
*** Statistiquement significatif au seuil de 1 pour cent.

Note: Voir les notes figurant sous le tableau 1.

Source: Calculs des autrices à partir de données de l'EWCS et de la base de données WIOD, et de Webb (2020).

Comme nous faisons appel à la méthode probit fractionnaire (les indicateurs de qualité de l'emploi se situent dans un intervalle compris entre 0 et 1), les paramètres obtenus ne fournissent que le signe de l'effet marginal des covariables sur le résultat, tandis que l'amplitude est difficile à interpréter (Papke et Wooldridge, 1996; Wooldridge, 2010). Nous indiquons donc les effets marginaux moyens dans le tableau 4: le lien entre la participation aux CVM et les conditions de travail est faible, puisqu'il est compris entre -0,1 et 6 pour cent. Autrement dit, une petite modification de la participation aux CVM se traduit par une hausse de 6 pour cent de l'indicateur «compétences et latitude décisionnaire», dont le score est généralement plus élevé parmi les dirigeants et cadres et les personnes exerçant une

Tableau 3. Déterminants de la qualité de l'emploi (*Tech* = utilisation de l'IA)

	Variable dépendante: indicateurs de qualité de l'emploi de l'EWCS					
	Environnement social	Compétences et latitude décisionnelle	Environnement physique	Intensité du travail	Perspectives de carrière	Temps de travail
<i>CVM</i>	0,042 (0,147)	0,164 (0,253)	-0,018 (0,166)	0,122 (0,131)	-0,053 (0,115)	0,353*** (0,125)
<i>Tech</i>	0 (0,001)	0,001* (0,001)	-0,004*** (0,001)	0,001*** (0,000)	0 (0,000)	0,001* (0,000)
<i>CVM×Tech</i>	0 (0,002)	0,001 (0,004)	-0,002 (0,003)	-0,003 (0,002)	-0,001 (0,002)	-0,006*** (0,002)
<i>Observations</i>	22 524	22 350	22 523	22 478	22 521	22 524

* Statistiquement significatif au seuil de 10 pour cent. ** Statistiquement significatif au seuil de 5 pour cent.
 *** Statistiquement significatif au seuil de 1 pour cent.
 Note: Voir les notes figurant sous le tableau 1.
 Source: Calculs des autrices à partir de données de l'EWCS et de la base de données WIOD, et de Webb (2020).

Tableau 4. Déterminants de la qualité de l'emploi – effets marginaux

	Environnement social	Compétences et latitude décisionnelle	Environnement physique	Intensité du travail	Perspectives de carrière	Temps de travail
Utilisation de logiciels						
<i>CVM</i>	0,027 (0,026)	0,064 (0,040)	-0,014 (0,023)	-0,011 (0,025)	-0,031 (0,026)	0,021 (0,030)
Utilisation de robots						
<i>CVM</i>	-0,001 (0,028)	0,059 (0,040)	-0,029 (0,023)	-0,011 (0,026)	-0,04 (0,026)	0,013 (0,027)
Utilisation de l'IA						
<i>CVM</i>	0,009 (0,027)	0,059 (0,042)	-0,023 (0,021)	-0,004 (0,026)	-0,034 (0,026)	0,029 (0,027)

Note: Les erreurs types robustes sont groupées au niveau pays-secteur.
 Source: Calculs des autrices à partir de données de l'EWCS et de la base de données WIOD, et de Webb (2020).

profession intellectuelle ou scientifique¹⁶. Ce lien n'est cependant pas positif pour toutes les dimensions des conditions de travail, comme l'illustre l'exemple de l'intensité du travail.

Nous nous intéressons principalement aux variables *CVM* et *Tech* et au terme d'interaction entre ces deux variables. La relation entre le degré de participation aux CVM et des dimensions de la qualité de l'emploi telles que l'environnement social et l'environnement physique est positive (tableaux 1 et 2). Toutefois, la situation change lorsque l'on fait intervenir l'utilisation de l'IA: la relation entre qualité de l'emploi et participation aux CVM est alors le plus souvent non significative statistiquement (tableau 3).

¹⁶ Voir le tableau SA2 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais).

Un coefficient statistiquement significatif pour le terme d'interaction veut dire que la relation entre participation aux CVM et qualité de l'emploi dépend, du moins statistiquement, du degré d'utilisation des technologies. La figure 1 représente la relation entre la participation aux CVM et les indicateurs prédits de qualité de l'emploi pour trois degrés d'utilisation des technologies (utilisation faible, moyenne, forte) pour chacun des trois types de technologies envisagé (logiciels, robots, IA). Sur chacun des graphiques, la position relative des trois droites reflète les écarts de qualité de l'emploi entre des professions qui diffèrent en termes d'utilisation des technologies, et l'inclinaison des droites indique l'impact d'une augmentation de la participation aux CVM.

Dans la majorité des cas, les différences en fonction du degré d'utilisation des technologies sont faibles (les lignes se chevauchent) et, lorsqu'il en existe, elles ne concernent que certaines dimensions de la qualité de l'emploi. Pour ce qui est de l'interaction entre l'utilisation des technologies et le lien entre CVM et qualité de l'emploi, la situation est nuancée. Dans les professions qui utilisent beaucoup les logiciels et les robots (figure 1, parties A et B), l'intensification de la participation aux CVM va de pair avec une dégradation de dimensions de la qualité de l'emploi telles que l'environnement physique, les compétences et la latitude décisionnelle ou encore les perspectives de carrière. L'inverse est vrai pour les professions qui font moins appel aux logiciels et aux robots, en particulier pour les dimensions environnement physique et compétences et latitude décisionnelle. Il ne faut cependant pas en déduire que les facteurs technologiques influent de manière significative (y compris en termes économiques) sur la relation entre qualité de l'emploi et CVM, l'ampleur des changements prédits montrant que l'interaction a un impact très faible (voir l'échelle de l'axe des ordonnées). Il en va de même s'agissant des technologies qui reposent sur l'IA (figure 1, partie C): pour la plupart des dimensions de la qualité de l'emploi, la variation induite par une intensification de la participation aux CVM est la même pour toutes les professions, indépendamment du degré d'utilisation de l'IA, et elle est de très faible ampleur.

Les résultats obtenus pour les variables de contrôle (tableaux SA5 à SA7 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais)) confirment l'importance des caractéristiques individuelles des travailleurs. La probabilité d'amélioration de la dimension environnement social est plus forte parmi les hommes (il en va de même concernant les perspectives de carrière et l'intensité du travail, sachant qu'une moindre intensité est synonyme de meilleures conditions de travail). Les femmes sont mieux loties pour ce qui est de l'environnement physique et du temps de travail. Les jeunes risquent davantage d'être confrontés à de mauvaises conditions de travail sur le plan de l'environnement physique, de l'intensité du travail et du temps de travail, mais leurs perspectives de carrière sont plus prometteuses. Les travailleurs âgés de 30 à 49 ans se trouvent en meilleure posture que leurs aînés concernant l'environnement social et les perspectives de carrière, mais en moins bonne position pour les autres indicateurs de qualité. Par ailleurs, les personnes qui ont un niveau d'études faible ou moyen ont de moins bonnes conditions de travail que leurs collègues justifiant d'un niveau d'études élevé, sauf en ce qui concerne l'intensité du travail et le temps de travail. En ce qui concerne les compétences, les travailleurs dont le niveau d'études est élevé affichent de bons scores pour les dimensions environnement social, compétences et latitude décisionnelle, environnement physique et perspectives de carrière, ce qui n'est pas le cas pour l'intensité du travail et le temps de travail. Les titulaires d'un contrat à durée indéterminée sont plus susceptibles d'occuper un emploi de qualité à l'aune de la quasi-totalité des dimensions, et les personnes qui travaillent à temps partiel connaissent de meilleures conditions de travail du point de vue de l'environnement physique, de l'intensité du travail et du temps de travail.

4.2. Conditions de travail mesurées d'après les informations sur le salaire

Dans cette sous-partie, nous présentons les enseignements à retenir de la même analyse, réalisée en retenant le salaire comme indicateur indirect des conditions de travail. Les résultats figurent dans le tableau 5. Il existe un lien négatif entre une plus grande participation aux CVM et les salaires. Nous estimons la régression par les MCO en utilisant

des logarithmes du salaire pour pouvoir interpréter d'éventuels coefficients négatifs comme des quasi-élasticités et observons que, lorsque le degré de participation aux CVM augmente de 1 point de pourcentage, le salaire diminue de 3,6 à 4,6 pour cent. Ce résultat conforte les conclusions des études qui mettent en lumière une relation inverse (mais faible) entre l'intensité de la participation aux CVM ou l'ampleur des délocalisations et les salaires en Europe (Baumgarten, Geishecker et Görg, 2013; Parteka et Wolszczak-Derlacz, 2019; Nikulin, Wolszczak-Derlacz et Parteka, 2022).

Tableau 5. Déterminants des salaires

	Variable dépendante: logarithme du salaire		
	Utilisation de logiciels	Utilisation de robots	Utilisation de l'IA
<i>CVM</i>	-0,361** (0,150)	-0,456*** (0,127)	-0,401*** (0,154)
<i>Tech</i>	-0,002*** (0,001)	-0,007*** (0,000)	0,004*** (0,001)
<i>CVM × Tech</i>	0,005* (0,003)	0,007*** (0,002)	0,004* (0,002)
<i>R²</i>	0,8	0,82	0,81
<i>Observations</i>	9 218 140	9 218 140	9 218 140

* Statistiquement significatif au seuil de 10 pour cent. ** Statistiquement significatif au seuil de 5 pour cent.
*** Statistiquement significatif au seuil de 1 pour cent.

Notes: Nous incluons les caractéristiques individuelles et les caractéristiques de l'entreprise suivantes: sexe, âge, niveau d'études, plein temps/temps partiel, ancienneté dans l'entreprise et statut de l'entreprise (public/privé). Nous incluons également des effets fixes secteur et pays. Les erreurs types robustes, groupées au niveau pays-secteur, figurent entre parenthèses.

Source: Calculs des autrices à partir de données de l'ESS et de la base de données WIOD, et de Webb (2020).

L'effet conditionnel, que nous mettons en évidence en faisant interagir la participation aux CVM avec l'utilisation des technologies, est très faible. La figure 2 illustre ces résultats, représentant le logarithme du salaire prédit lorsque l'intensité de la participation aux CVM change en fonction du degré d'utilisation des technologies (utilisation faible, moyenne, forte). En moyenne, les salaires sont légèrement plus élevés dans les professions où les logiciels et les robots sont moins utilisés, mais diminuent à mesure que la participation aux CVM augmente. À noter que les salaires moyens diffèrent peu selon le degré d'utilisation de logiciels et de robots. Parallèlement, dans les professions qui font un grand usage des robots et des logiciels, les salaires ne varient pas de façon significative lorsque la participation aux CVM s'intensifie. Dans les emplois où l'IA occupe une large place, le lien semble encore plus stable: les salaires sont plus élevés dans les professions où l'IA est très utilisée, mais ils restent globalement stables lorsque la participation aux CVM s'accroît. De même, les salaires varient très peu dans les emplois où l'IA occupe une place faible ou moyenne. Nos résultats confirment les constatations récentes d'Acemoglu *et al.* (2022), Albanesi *et al.* (2023) et Milanez (2023) quant au faible impact de l'IA sur la détermination des salaires¹⁷.

4.3. Tests de robustesse

Nous avons effectué de nombreux tests de robustesse (présentés dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais)) pour vérifier la sensibilité de nos résultats. S'agissant

¹⁷ Les résultats complets sont rapportés dans le tableau SA8 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais). En règle générale, les hommes, les jeunes et les personnes qui ont un niveau d'études plus faible et une ancienneté plus courte et qui travaillent à temps partiel perçoivent un salaire plus faible.

du modèle dont la variable dépendante est constituée par les salaires, nous prenons tout d'abord en compte les différences de coordination institutionnelle du marché du travail entre les pays, plus précisément les différents régimes de négociation collective. Nous utilisons des données issues de la base de données sur les caractéristiques institutionnelles des syndicats, la fixation des salaires, l'intervention de l'État et les pactes sociaux (Institutional Characteristics of Trade Unions, Wage Setting, State Intervention and Social Pacts – ICTWSS) (Visser, 2019). Nous retenons la variable recodée désignant la coordination de la fixation des salaires (*coord*), qui prend la valeur 1 lorsque les négociations sont centralisées ou ont lieu au niveau de la branche, et 0 lorsqu'elles se déroulent à la fois au niveau de la branche et de l'entreprise (tableau SA9). Nous utilisons ensuite les variables *GOC*¹⁸ (présence de clauses d'ouverture générale dans les accords collectifs) et *barg3*¹⁹ (négociation des salaires) (tableaux SA10 et SA11). Nous introduisons également des variables de niveau pays, comme la part des importations et des exportations dans le produit intérieur brut, qui mesure l'ouverture aux échanges internationaux (tableaux SA12 et SA13). Nous constatons que les résultats de référence ne sont pas modifiés par l'introduction des différentes variables dans la régression, qu'il s'agisse de celles qui décrivent le mécanisme de fixation des salaires ou des indicateurs d'ouverture du pays aux échanges.

Ensuite, nous changeons d'outil de mesure de la participation aux CVM, remplaçant la part de la valeur ajoutée étrangère dans les exportations par l'intensité d'importation de la production. Tel que défini par Timmer *et al.* (2016), cet indicateur correspond à la valeur des produits intermédiaires importés en part de la valeur du produit final, calculée en tenant compte des produits importés tout au long de la chaîne (et non à l'avant-dernière étape seulement). Ce calcul confirme nos résultats principaux (voir le tableau SA14).

Nous remplaçons ensuite l'indicateur de Webb retenu pour mesurer l'utilisation de l'IA par l'indice d'utilisation de l'IA élaboré par Felten, Raj et Seamans (2018 et 2019). Nous constatons que les salariés qui utilisent davantage l'IA dans leur travail perçoivent un salaire plus élevé et que l'intensification de la participation aux CVM n'induit pas de variation (tableau SA15). Comme les auteurs d'études antérieures (par exemple Felten, Raj et Seamans, 2019), nous constatons que, de manière générale, il existe un lien positif (mais très faible) entre utilisation de l'IA et rémunération. Enfin, nous introduisons la taille de l'entreprise (tableau SA16)²⁰.

Les tests de robustesse réalisés pour tous les indicateurs de qualité de l'emploi issus de l'EWCS (tableaux SA17 à SA35) confirment nos résultats principaux.

5. Conclusions

Il n'existe pour l'heure pas d'étude exhaustive de l'impact que peut avoir l'interaction entre l'internationalisation de la production et les progrès du numérique sur la qualité de l'emploi et les conditions de travail, y compris dans le contexte de l'Europe. Dans cet article, nous avons cherché à apporter un nouvel éclairage sur la disparité des conditions de travail en Europe. Plus précisément, nous nous sommes attachées à mieux comprendre ce qui influe sur le bien-être professionnel des Européens. Nous avons à cette fin: i) fait appel à une approche multidimensionnelle pour quantifier les conditions de travail (utilisant le salaire et plusieurs dimensions de la qualité de l'emploi); et ii) évalué conjointement le rôle de la dépendance des marchés du travail européens à l'égard des CVM et celui de divers types de technologies numériques.

¹⁸ La variable prend la valeur 1 lorsqu'un accord contient une clause d'ouverture générale (qui permet de renégocier les dispositions contractuelles à un niveau inférieur, dans des conditions bien définies), et la valeur 0 lorsqu'il n'en contient pas.

¹⁹ La variable prend la valeur 1 lorsque la négociation des salaires se déroule principalement au niveau local ou de l'entreprise, la valeur 2 lorsqu'elle se déroule au niveau de la branche, et la valeur 3 lorsqu'elle est centralisée.

²⁰ Les informations sur la taille de l'entreprise n'étaient pas disponibles pour Chypre, le Luxembourg et Malte.

Sur le premier point, nous avons enrichi l'approche classique, strictement économique, de l'impact des CVM et des technologies sur les travailleurs en introduisant la dimension sociale des conditions de travail. Comme les salaires ne rendent pas pleinement compte de la complexité des facteurs professionnels qui influent sur le bien-être, nous avons inclus dans notre analyse des dimensions non monétaires de la qualité de l'emploi telles que la qualité de l'environnement physique et social, les perspectives de carrière et l'intensité du travail. De fait, nous constatons que les conditions de travail diffèrent d'un pays européen à l'autre et selon la profession, mais aussi en fonction de la dimension de la vie professionnelle considérée. Il n'est pas instructif de comparer des moyennes calculées pour l'ensemble des pays, parce que le bien-être des travailleurs dépend en réalité de dimensions précises de la qualité de l'emploi, du secteur d'activité, de la profession exercée et des caractéristiques individuelles. Il est donc nécessaire d'adopter une approche transnationale microéconomique.

Sur le deuxième point, nous voulions examiner la manière dont les deux phénomènes mondiaux que sont l'intensification des liens de production transnationaux et le progrès rapide du numérique influent sur la qualité de l'emploi (comparativement à leur influence sur les salaires). Nous avons estimé à cette fin plusieurs modèles économétriques reliant les salaires et des indicateurs de qualité de l'emploi à l'intensité de la participation aux CVM et aux caractéristiques technologiques des professions exercées (ainsi qu'à plusieurs variables de contrôle). Ce faisant, nous avons exploité trois volets de la littérature consacrée à ces questions: i) les travaux en économie/sociologie du travail sur les conditions de travail et le travail décent; ii) les études économiques internationales sur la fragmentation de la production; et iii) la littérature sur l'impact du progrès des technologies numériques sur les conditions de travail.

Nous avons constaté qu'en moyenne (après prise en compte des caractéristiques individuelles et de celles de l'entreprise) la participation aux CVM a un lien négatif avec le salaire et (légèrement) positif avec certaines dimensions non monétaires de la qualité de l'emploi lorsque l'on tient compte de l'utilisation des logiciels ou des robots. Lorsque la technologie utilisée est l'IA, une intensification de la participation aux CVM a un impact négatif sur les salaires, mais n'a pas d'effet significatif sur les indicateurs de qualité de l'emploi. Autrement dit, les répercussions de la participation aux CVM sur le salaire et sur diverses facettes de la qualité de l'emploi sont sans doute hétérogènes, d'où la nécessité d'analyser les dimensions non salariales en plus des salaires eux-mêmes. Nous constatons également, et il s'agit d'un point important, que l'utilisation des technologies ne modifie pas de manière économiquement significative la relation entre les liens de production mondiaux d'une part et la qualité de l'emploi et les salaires d'autre part.

Notre approche permet de surmonter les difficultés rencontrées pour quantifier les effets de la fragmentation mondiale de la production sur les travailleurs. Il n'est pas possible de remédier à des problèmes concrets tels que la surcharge de travail, la techno-anxiété ou la mauvaise qualité de l'environnement social ou physique sans en connaître les causes. Il ressort de notre analyse qu'apparier les informations contenues dans les tableaux entrées-sorties avec des microdonnées détaillées sur la qualité de l'emploi permet d'obtenir une vision plus complète de l'impact des CVM sur les travailleurs. Nous espérons que notre étude, qui explore les disparités entre pays, secteurs, professions et travailleurs, confirme de manière convaincante la nature multidimensionnelle des conditions de travail. Les enseignements qui peuvent en être tirés peuvent être utiles à la formulation de politiques publiques adaptées et coordonnées dans le but de contrer la dégradation des normes du travail provoquée par la concurrence internationale – comme celle qu'engendrent les CVM –, et de relever les défis engendrés par les progrès rapides du numérique. Garantir des normes du travail équitables et de qualité est un impératif, parce que les problèmes de santé et la baisse de l'efficacité professionnelle induits par de mauvaises conditions de travail exigent une intervention des pouvoirs publics.

Dans cet article, nous fournissons des informations empiriques sur l'impact de nouvelles formes de technologies et contribuons ainsi à une littérature de plus en plus riche sur les

liens entre les technologies numériques et les marchés du travail. Une récente étude réalisée auprès des travailleurs et employeurs européens est relativement optimiste concernant l'impact de l'IA sur le marché du travail et les conditions de travail (Lane, Williams et Broecke, 2023). En revanche, comme le confirme notre étude, les éléments empiriques sur les répercussions de ces technologies sur la rémunération ne sont pas concluants.

Notre étude repose sur des données recueillies avant la pandémie de COVID-19. Il faudrait donc maintenant se pencher sur les répercussions que cette crise sanitaire et les transformations du monde du travail qu'elle a entraînées ont sur la qualité de l'emploi. Selon toute vraisemblance, ces conséquences ne sont pas les mêmes pour toutes les catégories de travailleurs. Pendant la pandémie, certains, comme les soignants, ont été en première ligne, tandis que d'autres ont été contraints de cesser leur activité. Bon nombre de ceux qui ont dû travailler depuis leur domicile ont été confrontés à une anxiété accrue et à des difficultés à trouver un équilibre entre vie professionnelle et vie privée. Tous ont vécu dans l'incertitude au quotidien. Ces phénomènes ont eu des effets directs et indirects sur les pratiques professionnelles et les conditions de travail dans la période qui a suivi la pandémie, d'où la nécessité de conduire d'autres travaux pour décrire l'impact du COVID-19 sur le bien-être des travailleurs.

Remerciements

Cet article repose sur une analyse présentée sous la forme d'un document de travail publié par l'Institut syndical européen (Nikulin, Parteka et Wolszczak-Derlacz, 2022). Joanna Wolszczak-Derlacz a reçu un soutien financier de l'Université polytechnique de Gdansk (Politechnika Gdańska) au titre du projet Americium International Career Development dans le cadre du programme «Excellence Initiative – Research University» (financement n° DEC08/2023/IDUB/II.14/AMERICIUM). Aleksandra Parteka a bénéficié d'une bourse du centre national polonais des sciences (National Science Centre, Poland) (2020/37/B/HS4/01302). Dagmara Nikulin a reçu un soutien financier de l'Université polytechnique de Gdansk (Politechnika Gdańska) au titre du projet Argentum Triggering Research, dans le cadre du programme «Excellence Initiative – Research University» (financement n° DEC-8/1/2023/IDUB/I3b/Ag). Nous tenons également à remercier l'Institut syndical européen pour ses commentaires et conseils.

Conflits d'intérêts

Les auteurs n'ont pas d'intérêts concurrents à déclarer.

Références

- Acemoglu, Daron, et David Autor. 2011. «Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings», dans *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4B, publié sous la dir. d'Orley Ashenfelter et David Card, 1043-1171. Amsterdam: Elsevier.
- , —, Jonathon Hazell et Pascual Restrepo. 2022. «Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies», *Journal of Labor Economics*, 40 (S1): S293-S340. <https://doi.org/10.1086/718327>.
- , et Pascual Restrepo. 2018. «The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment», *American Economic Review*, 108 (6): 1488-1542. <https://doi.org/10.1257/aer.20160696>.
- , et —. 2020. «Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets», *Journal of Political Economy*, 128 (6): 2188-2244. <https://doi.org/10.1086/705716>.

- Aghion, Philippe, Benjamin F. Jones et Charles I. Jones. 2019. «Artificial Intelligence and Economic Growth», dans *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, publ. sous la dir. d'Ajay Agrawal, Joshua Gans et Avi Goldfarb, 237-290. Chicago: University of Chicago Press.
- Agrawal, Ajay, Joshua S. Gans et Avi Goldfarb. 2019. «Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction», *Journal of Economic Perspectives*, 33 (2): 31-50. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.31>.
- Albanesi, Stefania, António Dias da Silva, Juan F. Jimeno, Ana Lamo et Alena Wabitsch. 2023. «New Technologies and Jobs in Europe», NBER Working Paper No. 31357. Cambridge (États-Unis): National Bureau of Economic Research.
- Aleksynska, Mariya. 2018. «Temporary Employment, Work Quality, and Job Satisfaction», *Journal of Comparative Economics*, 46 (3): 722-735. <https://doi.org/10.1016/j.jce.2018.07.004>.
- Antón, José-Ignacio, Enrique Fernández-Macías et Rudolf Winter-Ebmer. 2020. «Does Robotization Affect Job Quality? Evidence from European Regional Labour Markets», IZA Discussion Paper No. 13975. Bonn: Institute of Labor Economics.
- Autor, David H., et David Dorn. 2013. «The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market», *American Economic Review*, 103 (5): 1553-1597. <https://doi.org/10.1257/aer.103.5.1553>.
- , —, Gordon H. Hanson et Jae Song. 2014. «Trade Adjustment: Worker-Level Evidence», *Quarterly Journal of Economics*, 129 (4): 1799-1860. <https://doi.org/10.1093/qje/qju026>.
- , et Michael J. Handel. 2013. «Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages», *Journal of Labor Economics*, 31 (S1): S59-S96. <https://doi.org/10.1086/669332>.
- , Frank Levy et Richard J. Murnane. 2003. «The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration», *Quarterly Journal of Economics*, 118 (4): 1279-1333. <https://doi.org/10.1162/003355303322552801>.
- Badri, Adel, Bryan Boudreau-Trudel et Ahmed Saâdeddine Souissi. 2018. «Occupational Health and Safety in the Industry 4.0 Era: A Cause for Major Concern?», *Safety Science*, 109 (novembre): 403-411. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2018.06.012>.
- Bair, Jennifer, et Gary Gereffi. 2001. «Local Clusters in Global Chains: The Causes and Consequences of Export Dynamism in Torreon's Blue Jeans Industry», *World Development*, 29 (11): 1885-1903. [https://doi.org/10.1016/S0305-750X\(01\)00075-4](https://doi.org/10.1016/S0305-750X(01)00075-4).
- Baldwin, Richard. 2013. «Global Supply Chains: Why They Emerged, Why They Matter, and Where They Are Going», dans *Global Value Chains in a Changing World*, publ. sous la dir. de Deborah K. Elms et Patrick Low, 13-59. Genève: Organisation mondiale du commerce.
- Barrientos, Stephanie, Gary Gereffi et Arianna Rossi. 2011. «Nouveau paradigme du progrès économique et social dans les réseaux de production mondiaux», *Revue internationale du Travail*, 150 (3-4): 347-372. <https://doi.org/10.1111/j.1564-9121.2011.00120.x>.
- , Peter Knorringa, Barbara Evers, Margareet Visser et Maggie Opondo. 2016. «Shifting Regional Dynamics of Global Value Chains: Implications for Economic and Social Upgrading in African Horticulture», *Environment and Planning A*, 48 (7): 1266-1283. <https://doi.org/10.1177/0308518X15614416>.
- Baumgarten, Daniel, Ingo Geishecker et Holger Görg. 2013. «Offshoring, Tasks, and the Skill-Wage Pattern», *European Economic Review*, 61 (juillet): 132-152. <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2013.03.007>.
- Berg-Beckhoff, Gabriele, Grace Nielsen et Eva Ladekjær Larsen. 2017. «Use of Information Communication Technology and Stress, Burnout, and Mental Health in Older, Middle-

- Aged, and Younger Workers: Results from a Systematic Review», *International Journal of Occupational and Environmental Health*, 23 (2): 160-171. <https://doi.org/10.1080/10773525.2018.1436015>.
- Berliner, Daniel, Anne Regan Greenleaf, Milli Lake, Margaret Levi et Jennifer Noveck. 2015. «Governing Global Supply Chains: What We Know (and Don't) about Improving Labor Rights and Working Conditions», *Annual Review of Law and Social Science*, 11 (novembre): 193-209. <https://doi.org/10.1146/annurev-lawsocsci-120814-121322>.
- Bernhardt, Thomas, et Ruth Pollak. 2016. «Economic and Social Upgrading Dynamics in Global Manufacturing Value Chains: A Comparative Analysis», *Environment and Planning A*, 48 (7): 1220-1243. <https://doi.org/10.1177/0308518X15614683>.
- Bonhomme, Stéphane, et Grégory Jolivet. 2009. «The Pervasive Absence of Compensating Differentials», *Journal of Applied Econometrics*, 24 (5): 763-795. <https://doi.org/10.1002/jae.1074>.
- Briken, Kendra, Shiona Chillas, Martin Krzywdzinski et Abigail Marks. 2017. «Labour Process Theory and the New Digital Workplace», dans *The New Digital Workplace: How New Technologies Revolutionise Work*, publ. sous la dir. de Kendra Briken, Shiona Chillas, Martin Krzywdzinski et Abigail Marks, 1-17. Londres: Palgrave Macmillan.
- Brynjolfsson, Erik, Danielle Li et Lindsey R. Raymond. 2023. «Generative AI at Work», NBER Working Paper No. 31161. Cambridge (États-Unis): National Bureau of Economic Research. DOI: [10.3386/w31161](https://doi.org/10.3386/w31161).
- , et Tom Mitchell. 2017. «What Can Machine Learning Do? Workforce Implications», *Science*, 358 (6370): 1530-1534. <https://doi.org/10.1126/science.aap8062>.
- , — et Daniel Rock. 2018. «What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy?», *AEA Papers and Proceedings*, 108 (mai): 43-47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>.
- Budría, Santiago, et Juliette Milgram Baleix. 2020. «Offshoring, Job Satisfaction and Job Insecurity», *Economics*, 14 (2020-23): 1-32. <https://doi.org/10.5018/economics-ejournal.ja.2020-23>.
- Calvino, Flavio, et Luca Fontanelli. 2023. «A Portrait of AI Adopters across Countries: Firm Characteristics, Assets' Complementarities and Productivity», OECD Science, Technology and Industry Working Papers 2023/02. Paris: Éditions OCDE.
- Card, David, Alexandre Mas, Enrico Moretti et Emmanuel Saez. 2012. «Inequality at Work: The Effect of Peer Salaries on Job Satisfaction», *American Economic Review*, 102 (6): 2981-3003. <https://doi.org/10.1257/aer.102.6.2981>.
- Cascales Mira, María. 2021. «New Model for Measuring Job Quality: Developing an European Intrinsic Job Quality Index (EIJQI)», *Social Indicators Research*, 155 (2): 625-645. <https://doi.org/10.1007/s11205-021-02615-9>.
- Cazes, Sandrine, Alexander Hijzen et Anne Saint-Martin. 2015. «Measuring and Assessing Job Quality: The OECD Job Quality Framework», OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 174. Paris: Éditions OCDE.
- Cirillo, Valeria. 2018. «La polarisation des emplois en Europe dans une perspective sectorielle», *Revue internationale du Travail*, 157 (1): 43-70. <https://doi.org/10.1111/ilrf.12075>.
- Clark, Andrew E. 2015. «What Makes a Good Job? Job Quality and Job Satisfaction», *IZA World of Labor*, article n° 215. <https://doi.org/10.15185/izawol.215>.
- , Conchita D'Ambrosio et Rong Zhu. 2021. «Job Quality and Workplace Gender Diversity in Europe», *Journal of Economic Behavior & Organization*, 183 (mars): 420-432. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2021.01.012>.

- , Nicolai Kristensen et Niels Westergård-Nielsen. 2009. «Job Satisfaction and Co-Worker Wages: Status or Signal?», *Economic Journal*, 119 (536): 430-447. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2008.02236.x>.
- Decancq, Koen, Marc Fleurbaey et Erik Schokkaert. 2015. «Happiness, Equivalent Incomes and Respect for Individual Preferences», *Economica*, 82 (S1): 1082-1106. <https://doi.org/10.1111/ecca.12152>.
- Delautre, Guillaume, Elizabeth Echeverría Manrique et Colin Fenwick (dir.). 2021. *Le travail décent dans une économie mondialisée: quelques leçons des initiatives publiques et privées*. Genève: BIT.
- Deshpande, Advait, Natalie Picken, Linda Kunertova, Annemari De Silva, Giulia Lanfredi et Joanna Hofman. 2021. *Improving Working Conditions Using Artificial Intelligence*. Luxembourg: Département thématique des politiques économiques, scientifiques et de la qualité de la vie, Parlement européen.
- Ebenstein, Avraham, Ann Harrison, Margaret McMillan et Shannon Phillips. 2014. «Estimating the Impact of Trade and Offshoring on American Workers Using the Current Population Surveys», *Review of Economics and Statistics*, 96 (4): 581-595. https://doi.org/10.1162/REST_a_00400.
- Egger, Hartmut, Udo Kreickemeier et Jens Wrona. 2015. «Offshoring Domestic Jobs», *Journal of International Economics*, 97 (1): 112-125. <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2015.03.010>.
- Eurofound (Fondation européenne pour l'amélioration des conditions de vie et de travail). 2017. *Sixth European Working Conditions Survey – Overview Report (2017 Update)*. Luxembourg: Office des publications de l'Union européenne.
- . 2020. *Working Conditions in Sectors*. Luxembourg: Office des publications de l'Union européenne.
- . 2021. *Working Conditions and Sustainable Work: An Analysis Using the Job Quality Framework*. Luxembourg: Office des publications de l'Union européenne. [Un résumé en français est disponible sous le titre «Conditions de travail et travail durable: analyse fondée sur le cadre de la qualité de l'emploi», à l'adresse <https://www.eurofound.europa.eu/fr/publications/all/working-conditions-and-sustainable-work-analysis-using-job-quality-framework>.]
- . 2022. *Working Conditions in the Time of COVID-19: Implications for the Future*. Luxembourg: Office des publications de l'Union européenne. [Un résumé en français est disponible sous le titre «Conditions de travail en période de COVID-19: conséquences pour l'avenir», à l'adresse <https://www.eurofound.europa.eu/fr/publications/all/working-conditions-time-covid-19-implications-future>.]
- Felten, Edward W., Manav Raj et Robert Seamans. 2018. «A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities», *AEA Papers and Proceedings*, 108 (mai): 54-57. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181021>.
- , — et —. 2019. «The Occupational Impact of Artificial Intelligence: Labor, Skills, and Polarization», document de travail disponible sur SSRN: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3368605>.
- Feenstra, Robert C., et Akira Sasahara. 2018. «The “China Shock”, Exports and US Employment: A Global Input-Output Analysis», *Review of International Economics*, 26 (5): 1053-1083. <https://doi.org/10.1111/roie.12370>.
- Fernández, Rosa M., et Christophe J. Nordman. 2009. «Are There Pecuniary Compensations for Working Conditions?», *Labour Economics*, 16 (2): 194-207. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2008.08.001>.

- Fleurbaey, Marc. 2015. «Beyond Income and Wealth», *Review of Income and Wealth*, 61 (2): 199-219. <https://doi.org/10.1111/roiw.12187>.
- Frey, Carl Benedikt, et Michael A. Osborne. 2017. «The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?», *Technological Forecasting and Social Change*, 114 (janvier): 254-280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>.
- Gallie, Duncan, Alan Felstead et Francis Green. 2012. «Job Preferences and the Intrinsic Quality of Work: The Changing Attitudes of British Employees 1992-2006», *Work, Employment and Society*, 26 (5): 806-821. <https://doi.org/10.1177/0950017012451633>.
- Gandini, Alessandro. 2019. «Labour Process Theory and the Gig Economy», *Human Relations*, 72 (6): 1039-1056. <https://doi.org/10.1177/0018726718790002>.
- Geishecker, Ingo. 2012. «Simultaneity Bias in the Analysis of Perceived Job Insecurity and Subjective Well-Being», *Economics Letters*, 116 (3): 319-321. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2012.03.018>.
- , Holger Görg et Jacob Roland Munch. 2010. «Do Labour Market Institutions Matter? Micro-Level Wage Effects of International Outsourcing in Three European Countries», *Review of World Economics*, 146 (1): 179-198. <https://doi.org/10.1007/s10290-009-0039-9>.
- Georgieff, Alexandre. 2024. «Artificial Intelligence and Wage Inequality», OECD Artificial Intelligence Papers No. 13. Paris: Éditions OCDE.
- Gimet, Céline, Bernard Guilhon et Nathalie Roux. 2015. «Production mondialisée et progrès social: le cas du textile et de l'habillement», *Revue internationale du Travail*, 154 (3): 337-362. <https://doi.org/10.1111/j.1564-9121.2015.00256.x>.
- Gmyrek, Paweł, Janine Berg et David Bescond. 2023. «Generative AI and Jobs: A Global Analysis of Potential Effects on Job Quantity and Quality», ILO Working Paper No. 96. Genève: BIT.
- Goos, Maarten. 2018. «The Impact of Technological Progress on Labour Markets: Policy Challenges», *Oxford Review of Economic Policy*, 34 (3): 362-375. <https://doi.org/10.1093/oxrep/gry002>.
- , Alan Manning et Anna Salomons. 2014. «Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring», *American Economic Review*, 104 (8): 2509-2526. <https://doi.org/10.1257/aer.104.8.2509>.
- Grimm, Felix, et Christina Gathmann. 2022. «The Diffusion of Digital Technologies and Its Consequences in the Labor Market», document présenté à la conférence annuelle du Verein für Socialpolitik 2022: Big Data in Economics, Bâle, septembre 2022.
- Harley, Bill. 2018. «Sociology, the Labour Process and Employment Relations», dans *The Routledge Companion to Employment Relations*, publ. sous la dir. d'Adrian Wilkinson, Tony Dundon, Jimmy Donaghey et Alexander J. S. Colvin, 81-92. Abingdon: Routledge.
- Hernandez, Danny, et Tom B. Brown. 2020. «Measuring the Algorithmic Efficiency of Neural Networks», arXiv:2005.04305. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.04305>.
- Hummels, David, Jacob R. Munch et Chong Xiang. 2018. «Offshoring and Labor Markets», *Journal of Economic Literature*, 56 (3): 981-1028. <https://doi.org/10.1257/jel.20161150>.
- Javdani, Mohsen, et Brian Krauth. 2020. «Job Satisfaction and Co-Worker Pay in Canadian Firms», *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, 53 (1): 212-248. <https://doi.org/10.1111/caje.12422>.
- Kabeer, Naila, et Simeen Mahmud. 2004. «Globalization, Gender and Poverty: Bangladeshi Women Workers in Export and Local Markets», *Journal of International Development*, 16 (1): 93-109. <https://doi.org/10.1002/jid.1065>.

- Karasek, Robert, et Töres Theorell. 1990. *Healthy Work: Stress, Productivity, and the Reconstruction of Working Life*. New York: Basic Books.
- Kaufman, Gayle, et Damian White. 2015. «What Makes a “Good Job”? Gender Role Attitudes and Job Preferences in Sweden», *Gender Issues*, 32 (4): 279-294. <https://doi.org/10.1007/s12147-015-9145-2>.
- Lane, Marguerita, et Anne Saint-Martin. 2021. «The Impact of Artificial Intelligence on the Labour Market: What Do We Know So Far?», OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 256. Paris: Éditions OCDE.
- , Morgan Williams et Stijn Broecke. 2023. «The Impact of AI on the Workplace: Main Findings from the OECD AI Surveys of Employers and Workers», OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 288. Paris: Éditions OCDE.
- Lee, Joonkoo, et Gary Gereffi. 2013. «The Co-Evolution of Concentration in Mobile Phone Global Value Chains and Its Impact on Social Upgrading in Developing Countries», Capturing the Gains Working Paper No. 25. Manchester: Université de Manchester.
- , — et Sang-Hoon Lee. 2016. «Social Upgrading in Mobile Phone GVCs: Firm-Level Comparisons of Working Conditions and Labour Rights», dans *Labour in Global Value Chains in Asia*, publ. sous la dir. de Dev Nathan, Meenu Tewari et Sandip Sarkar, 315-352. Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781316217382.016>.
- Leschke, Janine, Andrew Watt et Mairéad Finn. 2008. «Putting a Number on Job Quality? Constructing a European Job Quality Index», ETUI-REHS Working Paper No. 2008-03. Bruxelles: European Trade Union Institute for Research, Education and Health and Safety.
- Lloyd, Caroline, et Susan James. 2008. «Too Much Pressure? Retailer Power and Occupational Health and Safety in the Food Processing Industry», *Work, Employment and Society*, 22 (4): 713-730. <https://doi.org/10.1177/0950017008098366>.
- Long, J. Scott, et Jeremy Freese. 2006 *Regression Models for Categorical Dependent Variables Using Stata*, deuxième édition. College Station: Stata Press.
- Lu, Yingying, et Yixiao Zhou. 2021. «A Review on the Economics of Artificial Intelligence», *Journal of Economic Surveys*, 35 (4): 1045-1072. <https://doi.org/10.1111/joes.12422>.
- Marcolin, Luca, Sébastien Miroudot et Mariagrazia Squicciarini. 2016. «The Routine Content of Occupations: New Cross-Country Measures Based on PIAAC», OECD Trade Policy Papers No. 188. Paris: Éditions OCDE.
- Milanez, Anna. 2023. «The Impact of AI on the Workplace: Evidence from OECD Case Studies of AI Implementation», OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 289. Paris: Éditions OCDE.
- Milberg, William, et Deborah Winkler. 2011. «Progrès économique et social dans les réseaux de production mondiaux: problèmes de théorie et de mesure», *Revue internationale du Travail*, 150 (3-4): 373-399. <https://doi.org/10.1111/j.1564-9121.2011.00121.x>.
- Nadvi, Khalid, John T. Thoburn, Bui Tat Thang, Nguyen Thi Thanh Ha, Nguyen Thi Hoa, Dao Hong Le et Enrique Blanco De Armas. 2004. «Vietnam in the Global Garment and Textile Value Chain: Impacts on Firms and Workers», *Journal of International Development*, 16 (1): 111-123. <https://doi.org/10.1002/jid.1066>.
- Nazareno, Luísa, et Daniel S. Schiff. 2021. «The Impact of Automation and Artificial Intelligence on Worker Well-Being», *Technology in Society*, 67 (novembre): 101679. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101679>.
- Nikulín, Dagmara, Aleksandra Parteka et Joanna Wolszczak-Derlacz. 2022. «Working Conditions in Europe: The Role of Global Value Chains and Advanced Digital Production-

- Driven Technological Specialisation», ETUI Working Paper No. 2022.12. Bruxelles: Institut syndical européen.
- , Joanna Wolszczak-Derlacz et Aleksandra Parteka. 2022. «Working Conditions in Global Value Chains: Evidence for European Employees», *Work, Employment and Society*, 36 (4): 701-721. <https://doi.org/10.1177/0950017020986107>.
- OCDE (Organisation de coopération et de développement économiques). 2023. *Perspectives de l'emploi de l'OCDE 2023: intelligence artificielle et marché du travail*. Paris: Éditions OCDE.
- ONUDI (Organisation des Nations Unies pour le développement industriel). 2019. *Industrial Development Report 2020: Industrializing in the Digital Age*. Vienne. [Un résumé en français est disponible sous le titre «Rapport sur le développement industriel 2020: l'industrialisation à l'ère numérique», à l'adresse https://www.unido.org/sites/default/files/files/2019-11/UNIDO_IDR2020-French_overview.pdf.]
- Papke, Leslie E., et Jeffrey M. Wooldridge. 1996. «Econometric Methods for Fractional Response Variables with an Application to 401(k) Plan Participation Rates», *Journal of Applied Econometrics*, 11 (6): 619-632. [https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/\(SICI\)1099-1255\(199611\)11:6%3C619::AID-JAE418%3E3.0.CO;2-1](https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/(SICI)1099-1255(199611)11:6%3C619::AID-JAE418%3E3.0.CO;2-1).
- Parteka, Aleksandra, et Joanna Wolszczak-Derlacz. 2019. «Global Value Chains and Wages: Multi-Country Evidence from Linked Worker-Industry Data», *Open Economies Review*, 30 (3): 505-539. <https://doi.org/10.1007/s11079-018-9518-8>.
- , et —. 2020. «Wage Response to Global Production Links: Evidence for Workers from 28 European Countries (2005–2014)», *Review of World Economics*, 156 (4): 769-801. <https://doi.org/10.1007/s10290-020-00380-4>.
- , — et Dagmara Nikulin. 2024. «How Digital Technology Affects Working Conditions in Globally Fragmented Production Chains: Evidence from Europe», *Technological Forecasting and Social Change*, 198 (janvier): article n° 122998. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122998>.
- Piasna, Agnieszka. 2018. «Scheduled to Work Hard: The Relationship between Non-standard Working Hours and Work Intensity among European Workers (2005–2015)», *Human Resource Management Journal*, 28 (1): 167-181. <https://doi.org/10.1111/1748-8583.12171>.
- Reinecke, Julianne, Jimmy Donaghey, Adrian Wilkinson et Geoffrey Wood. 2018. «Global Supply Chains and Social Relations at Work: Brokering across Boundaries», *Human Relations*, 71 (4): 459-480. <https://doi.org/10.1177/0018726718756497>.
- Rossi, Arianna. 2013. «Does Economic Upgrading Lead to Social Upgrading in Global Production Networks? Evidence from Morocco», *World Development*, 46 (juin): 223-233. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2013.02.002>.
- Salanova, Marisa, Susana Llorens et Mercedes Ventura. 2014. «Technostress: The Dark Side of Technologies», dans *The Impact of ICT on Quality of Working Life*, publ. sous la dir. de Christian Korunka et Peter Hoonakker, 87-103. Dordrecht: Springer.
- Shen, Leilei, et Peri Silva. 2018. «Value-Added Exports and US Local Labor Markets: Does China Really Matter?», *European Economic Review*, 101 (janvier): 479-504. <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2017.10.009>.
- Smith, Adrian, et John Pickles. 2015. «Global Value Chains and Business Models in the Central and Eastern European Clothing Industry», dans *Foreign Investment in Eastern and Southern Europe after 2008: Still a Lever of Growth?*, publ. sous la dir. de Béla Galgóczi, Jan Drahokoupil et Magdalena Bernaciak, 319-353. Bruxelles: Institut syndical européen.

- Spitz-Oener, Alexandra. 2006. «Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking Outside the Wage Structure», *Journal of Labor Economics*, 24 (2): 235-270. <https://doi.org/10.1086/499972>.
- Steffgen, Georges, Philipp E. Sischka et Martha Fernandez de Henestrosa. 2020. «The Quality of Work Index and the Quality of Employment Index: A Multidimensional Approach of Job Quality and Its Links to Well-Being at Work», *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17 (21): 7771. <https://doi.org/10.3390/ijerph17217771>.
- Sutherland, John. 2012. «Job Attribute Preferences: Who Prefers What?», *Employee Relations*, 34 (2): 193-221. <https://doi.org/10.1108/01425451211191896>.
- Tarafdar, Monideepa, Cary L. Cooper et Jean-François Stich. 2019. «The Technostress Trifecta: Techno Eustress, Techno Distress and Design – Theoretical Directions and an Agenda for Research», *Information Systems Journal*, 29 (1): 6-42. <https://doi.org/10.1111/isj.12169>.
- Timmer, Marcel P., Erik Dietzenbacher, Bart Los, Robert Stehrer et Gaaitzen J. de Vries. 2015. «An Illustrated User Guide to the World Input-Output Database: The Case of Global Automotive Production», *Review of International Economics*, 23 (3): 575-605. <https://doi.org/10.1111/roie.12178>.
- , Bart Los, Robert Stehrer et Gaaitzen J. de Vries. 2016. «An Anatomy of the Global Trade Slowdown Based on the WIOD 2016 Release», GGDC Research Memoranda, No. 162. Groningue: Université de Groningue.
- Turja, Tuuli, Tuomo Särkikoski, Pertti Koistinen, Oxana Krutova et Harri Melin. 2024. «Job Well Robotized! – Maintaining Task Diversity and Well-Being in Managing Technological Changes», *European Management Journal*, 42 (1): 67-75. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2022.08.002>.
- van der Velde, Lucas. 2020. «Within Occupation Wage Dispersion and the Task Content of Jobs», *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 82 (5): 1161-1197. <https://doi.org/10.1111/obes.12368>.
- Visser, Jelle. 2019. *ICTWSS Database: Version 6.0*. Amsterdam: Amsterdam Institute for Advanced Labour Studies.
- Wang, Zhi, Shang-Jin Wei et Kunfu Zhu. 2013. «Quantifying International Production Sharing at the Bilateral and Sector Levels», NBER Working Paper No. 19677. Cambridge (États-Unis): National Bureau of Economic Research.
- Webb, Michael. 2020. «The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market», document de travail disponible sur SSRN. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3482150>.
- Wooldridge, Jeffrey M. 2010. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, deuxième édition. Cambridge (États-Unis): MIT Press.

Annexe

Statistiques synthétiques des variables utilisées dans les estimations

Variables	Observations	Moyenne	Écart type	Min.	Max.
Salaire horaire en dollars É.-U. (ESS)	9 526 268	16,75	14,40	1,25	111,34
Indicateurs de qualité de l'emploi (EWCS)					
Environnement social	25 681	77,49	23,62	0,00	100,00
Compétences et latitude décisionnelle	27 694	55,51	21,36	1,98	98,37
Environnement physique	27 679	83,73	14,54	0,00	100,00
Intensité du travail	27 612	32,92	18,72	0,00	100,00
Perspectives de carrière	27 598	63,02	19,74	0,00	100,00
Temps de travail	27 694	70,92	13,95	7,97	100,00
Utilisation des technologies (Tech)					
Utilisation de logiciels	27 585	43,28	19,62	6,00	87,00
Utilisation de robots	27 585	46,71	23,33	10,00	86,00
Utilisation de l'IA	27 585	44,01	20,11	11,00	90,00
Indice d'utilisation de l'IA	27 585	-0,02	0,87	-1,53	1,28
Caractéristiques individuelles et caractéristiques professionnelles liées à l'entreprise (EWCS)					
sex (0 pour les femmes, 1 pour les hommes)	27 689	0,48	0,50	0,00	1,00
ageyoung (variable binaire, personnes de moins de 30 ans)	27 694	0,16	0,37	0,00	1,00
ageaverage (variable binaire, personnes de 30 à 49 ans)	27 694	0,47	0,50	0,00	1,00
ageold (variable binaire, personnes de 50 ans et plus)	27 694	0,34	0,47	0,00	1,00
loweduc (niveau d'études faible, CITE-2011, niveaux 1-2)	27 576	0,18	0,38	0,00	1,00
mededuc (niveau d'études moyen, CITE-2011, niveaux 3-4)	27 576	0,49	0,50	0,00	1,00
higheduc (niveau d'études élevé, CITE-2011, niveaux 5 et plus)	27 576	0,33	0,47	0,00	1,00
skill1 (niveau de compétence de la CITEP)	27 585	0,11	0,31	0,00	1,00
skill2 (niveau de compétence de la CITEP)	27 585	0,52	0,50	0,00	1,00
skill3 (niveau de compétence de la CITEP)	27 585	0,12	0,32	0,00	1,00
skill4 (niveau de compétence de la CITEP)	27 585	0,26	0,44	0,00	1,00
unlimited (1 si le contrat est à durée indéterminée, 0 dans le cas contraire)	23 979	0,78	0,41	0,00	1,00
part-time (1 si le travail est à temps partiel, 0 dans le cas contraire)	26 201	0,21	0,40	0,00	1,00

Statistiques synthétiques des variables utilisées dans les estimations (suite)

Variables	Observations	Moyenne	Écart type	Min.	Max.
Caractéristiques individuelles et caractéristiques professionnelles liées à l'entreprise (ESS)					
<i>sex</i> (0 pour les femmes, 1 pour les hommes)	9 526 356	0,50	0,50	0,00	1,00
<i>ageyoung</i> (variable binaire, personnes de moins de 30 ans)	9 526 356	0,17	0,38	0,00	1,00
<i>ageaverage</i> (variable binaire, personnes de 30 à 49 ans)	9 526 356	0,52	0,50	0,00	1,00
<i>ageold</i> (variable binaire, personnes de 50 ans et plus)	9 526 356	0,31	0,46	0,00	1,00
<i>loweduc</i> (niveau d'études faible, CITE-2011, niveaux 1-2)	9 526 356	0,16	0,37	0,00	1,00
<i>mededuc</i> (niveau d'études moyen, CITE-2011, niveaux 3-4)	9 526 356	0,45	0,50	0,00	1,00
<i>higheduc</i> (niveau d'études élevé, CITE-2011, niveaux 5 et plus)	9 526 356	0,39	0,49	0,00	1,00
<i>full-time</i> (1 si le travail est à temps plein, 0 dans le cas contraire)	9 526 356	0,82	0,39	0,00	1,00
<i>shortdur</i> (ancienneté dans l'entreprise: inférieure à 1 an)	9 526 356	0,13	0,34	0,00	1,00
<i>meddur</i> (ancienneté dans l'entreprise: 1 à 4 ans)	9 526 356	0,30	0,46	0,00	1,00
<i>longdur</i> (ancienneté dans l'entreprise: 5 à 14 ans)	9 526 356	0,37	0,48	0,00	1,00
<i>vlongdur</i> (ancienneté dans l'entreprise: 15 ans et plus)	9 526 356	0,20	0,40	0,00	1,00
<i>public</i> (1 si l'entreprise est publique, 0 si elle est privée)	9 242 482	0,37	0,48	0,00	1,00
Indicateurs de participation aux CVM					
<i>FVA/export</i> (part de la valeur ajoutée étrangère dans les exportations)	27 653	0,14	0,10	0,01	0,70
<i>GII</i> (intensité d'importation de la production)	27 694	0,25	0,18	0,00	0,99

Notes: Pour les données de l'ESS, nous utilisons des statistiques obtenues après pondération au moyen du coefficient d'extrapolation recalculé fourni par l'ESS pour les salariés, ajusté par le nombre d'observations par pays. Les scores des indicateurs de qualité de l'emploi sont compris entre 0 et 100 et incluent les dimensions suivantes: environnement social, compétences et latitude décisionnelle, environnement physique, intensité du travail, perspectives de carrière et qualité du temps de travail (voir le tableau SA3 dans l'annexe supplémentaire en ligne (en anglais)).

CITP: classification internationale type des professions; CITE: classification internationale type de l'éducation.

Source: Calculs des autrices à partir des indicateurs de qualité de l'emploi issus de la vague 2015 de l'EWCS, des données sur les salaires de la vague 2014 de l'ESS et des indicateurs technologiques de Webb (2020) et de Felten, Raj et Seamans (2019) (indice d'utilisation des technologies), ainsi que des données sectorielles de la version 2016 de la base de données WIOD.

