

Avril 2025

Rapport

Un monde en mutation Productivité, compétitivité et transition numérique

Cinquième rapport
du Conseil national de productivité



CONSEIL NATIONAL
DE PRODUCTIVITÉ

UN MONDE EN MUTATION PRODUCTIVITÉ, COMPÉTITIVITÉ ET TRANSITION NUMÉRIQUE

Cinquième rapport

Présidente
Natacha Valla

Rapporteur général
Alain Durré

AVRIL 2025

LE CONSEIL NATIONAL DE PRODUCTIVITÉ

Composition

La présidence du CNP est confiée à **Natacha Valla** pour une période de deux ans renouvelable. Outre sa présidente, le CNP compte quinze membres :

- **Céline Antonin**, OFCE
- **Olivier Blanchard**, MIT et Peterson Institute for International Economics
- **Gilbert Cette**, NEOMA Business School
- **Chiara Criscuolo**, OCDE
- **Anne Épaillard**, université Paris-Dauphine
- **Olivier Garnier**, Banque de France
- **Sebnem Kalemli-Özcan**, université du Maryland
- **Jean-François Jamet**, Banque centrale européenne
- **Sébastien Jean**, CNAM
- **Margaret Kyle**, Mines ParisTech
- **Giuseppe Nicoletti**, LUISS Lab of European Economics
- **Lucrezia Reichlin**, London Business School
- **Moritz Schularick**, université de Bonn et Sciences-Po
- **David Thesmar**, MIT Sloan School of Management

Équipe de rapporteurs et de contributeurs

Le CNP bénéficie de l'appui de rapporteurs et de contributeurs issus des administrations compétentes.

Rapporteur général – **Alain Durré**, France Stratégie.

Rapporteurs – **Matthieu Lequien** et **Charles Labrousse**, Insee ; **Galaad Defontaine** et **Simon Zenou**, Direction générale du Trésor ; **Antoine Devulder**, Banque de France, et **Ismaël Ramajo**, Dares.

Contributeurs – **Antoine Devulder**, Banque de France, **Arthur Félix**, France Stratégie, **Marco Matani**, CompNet, et **Christoph Weiss**, Banque européenne d'investissement.

Les avis et conclusions exprimés dans ce rapport ne reflètent pas la position des institutions auxquelles appartiennent les rapporteurs.

Création et organisation

Le Conseil de l’Union européenne a adopté en septembre 2016 une recommandation sur la création de conseils nationaux de productivité dans chaque État membre de la zone euro. Ces conseils sont chargés d’analyser le niveau et l’évolution de la productivité et de la compétitivité de leur économie par rapport à celles des autres États membres ainsi que les politiques susceptibles d’avoir une incidence sur ces deux volets. L’analyse de la compétitivité couvre l’évolution des prix et des coûts, la formation des salaires tout comme les aspects de compétitivité hors prix.

Institué en France le 23 juin 2018¹, le CNP siège au sein de France Stratégie. Présidé depuis début 2022 par Natacha Valla, doyenne de l’École de management et innovation de Sciences Po, il est composé de quinze experts indépendants. Il procède à des analyses indépendantes et renforce le dialogue au niveau national sur ces sujets.

Le CNP élabore un rapport annuel et organise une consultation des organisations syndicales et des organisations d’employeurs avant son adoption définitive. Si ces organisations émettent un avis sur le rapport, il lui est annexé. Le rapport annuel fait également l’objet d’une phase de consultation du public et de la société civile.

Le collège d’experts peut saisir les organismes et administrations compétents pour mener des travaux et avoir accès aux informations utiles.

L’ensemble des CNP européens sont organisés en réseau afin de procéder à des échanges et éventuellement de confronter leurs analyses.

Précédents rapports publiés par le Conseil national de productivité

- CNP (2019), *Productivité et compétitivité. Où en est la France dans la zone euro ?*, premier rapport, juillet, 144 pages.
- CNP (2021), *Les effets de la crise Covid-19 sur la productivité et la compétitivité*, deuxième rapport, janvier, 165 pages.
- CNP (2022), *Productivité et compétitivité. Analyses conjoncturelles et structurelles post-Covid*, troisième rapport, mai, 272 pages.
- CNP (2023), *Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique*, quatrième rapport, décembre, 208 pages.

¹ Voir arrêté du 21 juin 2018.

AVANT-PROPOS

Ce cinquième rapport du Conseil national de productivité (CNP) – le troisième sous ma présidence – a bénéficié à nouveau de collaborations avec diverses institutions. Malgré l'effervescence de l'actualité économique et ses incertitudes, le même enthousiasme a animé ceux qui y ont contribué, permettant la production à nouveau d'un rapport de qualité.

Comme les années précédentes, en ligne avec son mandat, le CNP s'est penché sur les forces économiques à l'œuvre qui sont susceptibles d'affecter la productivité et la compétitivité de la France. Y sont notamment analysées de façon plus granulaire l'évolution de la productivité du travail et celle de la compétitivité de la France par rapport à nos principaux partenaires commerciaux, et ce depuis 2019.

Deux innovations ont eu lieu cette année. D'abord, il y a eu la création d'un groupe de travail sur la productivité¹, qui a permis un échange entre experts académiques et administrations publiques enrichissant le débat sur les causes de la contre-performance de la France en matière de productivité (impactant en retour la compétitivité du pays). Ensuite, nous avons souhaité contribuer davantage au débat public en apportant une illustration empirique nouvelle qui vient compléter les études académiques existantes. Même si ces résultats quantitatifs doivent être interprétés avec prudence, les analyses sous-jacentes – et les recommandations de politique économique qui pourraient en découler – ont pour objectif principal de ne pas faire oublier l'importance du débat sur la productivité et la compétitivité de la France, malgré un environnement politique incertain.

La première partie du rapport est consacrée à une analyse des récentes évolutions de la productivité apparente du travail par rapport à la période depuis 2019 et actualise des études empiriques récentes traitant du rôle des facteurs tels que l'apprentissage, la rétention de l'emploi et les effets de composition de la main-d'œuvre en particulier.

¹ Ce groupe de travail sur la productivité – qui s'est réuni à six reprises depuis le début de l'année 2024 – est constitué de Antonin Bergeaud, Gilbert Cette, Grégory Claeys, Bruno Coquet, Galaad Defontaine, Antoine Devulder, Anne Épaulard, François Geerolf, Arthur Guillouzouic, Clément Malgouyres, Antoine Naboulet, Ismaël Ramajo, et Alain Durré comme modérateur, que le CNP remercie chaleureusement.

Le constat est clair : l'essentiel de la stagnation de la productivité apparente du travail par tête depuis 2019 en France reflète une croissance économique plus riche en emploi. Même si, à court terme, ces évolutions sont bénéfiques pour le pouvoir d'achat des ménages et la croissance économique, il n'en demeure pas moins que cette croissance de l'emploi devra inéluctablement être consolidée par plus de croissance de la productivité à terme.

La deuxième partie passe en revue toute une série d'indicateurs relatifs à la compétitivité prix et hors prix pour la France et ses principaux partenaires commerciaux, également depuis la fin de 2019. Des améliorations sont enregistrées depuis peu, cela doit être souligné. Cependant, beaucoup reste à faire pour permettre à la France de se mettre sur un sentier de croissance de son commerce extérieur plus robuste. Les politiques de soutien à l'offre engagées depuis plusieurs années peuvent y contribuer de façon essentielle.

Enfin, la troisième partie propose une approche originale – au travers de données d'enquêtes sur l'investissement en Europe et aux États-Unis – pour estimer l'impact des nouvelles technologies de numérisation (incluant la robotique et l'intelligence artificielle) sur la productivité globale des facteurs. Là encore, l'analyse fait ressortir l'importance d'avoir des politiques économique et industrielle adaptées à un environnement économique sans cesse fluctuant et de plus en plus compétitif.

Au nom de l'ensemble des membres du CNP, je voudrais remercier en particulier les rapporteurs – Alain Durré, rapporteur général (France Stratégie), Matthieu Lequien et Charles Labrousse (Insee), Galaad Defontaine et Simon Zenou (Direction générale du Trésor), Antoine Devulder (Banque de France) et Ismaël Ramajo (Dares) – ainsi que les contributeurs, Antoine Devulder (Banque de France), Arthur Félix (France Stratégie), Marco Matani, CompNet, et Christoph Weiss (Banque européenne d'investissement). Un vif remerciement également aux membres académiques du groupe de travail sur la productivité, en particulier Antonin Bergeaud, Gilbert Cette, Bruno Coquet, Anne Épaulard, François Geerolf, Arthur Guillouzouic et Clément Malgouyres.

Qu'ils soient pleinement remerciés pour leur engagement et leur professionnalisme. Mes remerciements vont également à tous les membres du conseil pour leur implication qui a permis des discussions et débats enrichissants.

Bonne lecture !

Natacha Valla
Présidente du Conseil national de productivité

TABLE DES MATIÈRES

Synthèse.....	11
Introduction.....	31
Chapitre 1 – La productivité du travail depuis la pandémie de Covid-19	39
 1. Comparaison internationale : état des lieux depuis 2019.....	41
1.1. Une dynamique européenne en décrochage par rapport aux États-Unis.....	41
1.2. Une hétérogénéité entre pays liée au temps travaillé mais aussi au taux d'emploi.....	45
1.3. Le cycle conjoncturel explique en partie la baisse de productivité.....	47
1.4. Le sous-investissement en capital et en R & D : principal responsable de la faiblesse de la productivité européenne par rapport aux États-Unis.....	49
 2. Le cas français : que se passe-t-il au niveau des branches ?.....	52
2.1. Une tendance commune et des situations hétérogènes entre secteurs.....	52
2.2. L'influence du cycle économique : un regard sur le taux d'utilisation des capacités de production.....	54
2.3. La productivité du travail en France depuis 2019 : le commerce et la construction tirent la productivité française vers le bas	56
 3. Le décrochage de la productivité du travail en France et ses facteurs : une alerte en trompe-l'œil ?	62
3.1. Plus de la moitié du décrochage de la productivité s'expliquerait par des facteurs favorables à moyen terme.....	66
3.2. L'analyse par branche d'activité laisse des questions ouvertes.....	80
3.3. D'autres facteurs peuvent avoir joué un rôle.....	85
Conclusion.....	89
Références bibliographiques	91

Chapitre 2 – Compétitivité française : une amélioration à consolider	93
Introduction.....	93
1. Quelle définition, pour quel constat ?.....	93
1.1. Des facteurs endogènes et exogènes.....	94
1.2. Une compétitivité interne ou externe.....	94
2. Les grandes tendances depuis 2019.....	97
2.1. Des comptes extérieurs de la France en amélioration mais loin de corriger la détérioration enregistrée depuis 2019.....	99
2.2. Une évolution sectorielle contrastée dans les échanges de biens et services.....	105
3. La compétitivité française : peut mieux faire	111
3.1. Une compétitivité prix en redressement.....	111
3.2. Une compétitivité hors prix à parfaire	121
3.3. Les pertes de parts de marché de la zone euro et de la France depuis la crise sanitaire proviennent pour environ un quart du choc de prix de l'énergie.....	124
3.4. Les moteurs de la compétitivité dans le futur.....	133
Conclusion.....	138
Références bibliographiques	139
Chapitre 3 – Numérisation et productivité : un lien inéluctable	143
Introduction.....	143
1. Les études empiriques divergent quant à l'ampleur de l'impact économique de la numérisation et de l'intelligence artificielle	150
1.1. Historiquement, toute innovation technologique a dopé la productivité	151
1.2. L'incertitude demeure quant à l'impact de l'IA générative sur la productivité	155
2. Appréhender l'impact de la digitalisation au travers d'une enquête qualitative	164
2.1. L'enquête sur l'investissement en Europe de la BEI offre une autre perspective du lien entre les gains de PGF et l'émergence de la robotique et de la digitalisation.....	167
2.2. Les données d'enquête confirment le retard de l'Europe et de la France dans l'adoption des technologies digitales par rapport aux États-Unis	170
2.3. Les caractéristiques des entreprises n'ont pas toutes la même influence sur la productivité apparente du travail	177

2.4. L'investissement en R & D et en logiciels, data et autres activités informatiques est lié à la productivité	180
2.5. Le lien entre la digitalisation et la productivité apparente du travail dépend de la technologie adoptée.....	187
2.6. Les anticipations des entreprises quant à l'effet de l'adoption de technologies digitales avancées sur leur nombre d'employés diffèrent selon les technologies.....	189
3. Estimer l'effet de la digitalisation sur la productivité.....	195
3.1. Spécification économétrique	195
3.2. L'adoption des technologies numériques n'augmente la croissance de la PGF que chez les entreprises à haut niveau technologique.....	199
Conclusion.....	205
Références bibliographiques	207
ANNEXES	
Annexe 1 – Impact du passage des comptes nationaux en base 2020	211
Annexe 2 – Actualisation du décrochage de la productivité apparente du travail par rapport à la tendance pré-Covid	219
Annexe 3 – La sensibilité des résultats à certaines hypothèses est relativement importante	221
Annexe 4 – Calcul de l'effet net sur l'emploi des mesures en faveur de l'apprentissage	224
Annexe 5 – Modélisation des parts de marché	227
Annexe 6 – Évaluation de la compétitivité d'un pays à l'aide d'un indicateur global de compétitivité	231
Annexe 7 – Panorama mondial de l'utilisation des robots et impact anticipé de l'IA générative	237
Annexe 8 – Questions-types du questionnaire de l'enquête de la Banque européenne d'investissement (EIBIS)	239
Annexe 9 – Méthode d'estimation de la productivité globale des facteurs	241
Annexe 10 – Test de robustesse.....	243
Annexe 11 – Rappel statistique pour la transformation des coefficients de régression.....	245
Bibliographie	247

SYNTÈSE

Le Conseil national de la productivité (CNP) a reçu le mandat de conseiller le gouvernement français sur les politiques liées à la productivité et à la compétitivité, de mener des recherches sur ces sujets et de promouvoir le dialogue autour de ces thématiques, afin d'améliorer la performance économique et la compétitivité du pays.

Après une brève introduction rappelant le contexte économique, toujours marqué par des difficultés comme évoqué dans CNP (2023)¹, l'analyse de ce cinquième rapport est triple. Tout d'abord, le Chapitre 1 se penche en détail sur l'évolution de la productivité du travail en France depuis 2019 par rapport à ses principaux partenaires commerciaux et par rapport à sa tendance pré-Covid (2010-2019). Le Chapitre 2, quant à lui, analyse en profondeur l'évolution de la compétitivité de la France depuis 2019 et discute de la sensibilité de ses parts de marché à l'exportation, en comparaison avec la moyenne européenne. Enfin, le Chapitre 3 revient sur les développements récents en France en matière d'adoption des technologies numériques (incluant l'IA et la robotique), en les comparant à ceux des autres pays européens et des États-Unis, et illustre les gains de productivité de ces technologies pour un large échantillon d'entreprises.

Trois grands enseignements peuvent être tirés de ces analyses. D'une part, même si la faiblesse de la productivité du travail par tête depuis 2019 reflète avant tout un marché du travail dynamique et une croissance économique plus riche en emploi (ce qui est positif pour le pouvoir d'achat des travailleurs), ces créations d'emploi ne pourront être consolidées qu'à la faveur d'une croissance économique de long terme plus forte.

D'autre part, la relative amélioration de la compétitivité de la France dans le secteur manufacturier pourrait s'expliquer en partie par la baisse des coûts salariaux, essentiellement par rapport à l'Allemagne. Pourtant, la compétitivité de la France, pénalisée par la baisse de la productivité, reste fragile à bien des égards. Premièrement, malgré les réformes, les coûts salariaux en France demeurent plus élevés que la moyenne européenne (par rapport à l'Italie et l'Espagne en particulier, la comparaison avec l'Allemagne étant devenue plus favorable). Deuxièmement, la hausse plus marquée

¹ CNP (2023), *Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique*, quatrième rapport, décembre.

des coûts salariaux dans les services aux entreprises et dans le transport de marchandises suggère que les récentes améliorations observées dans le secteur manufacturier pourraient s'inverser à terme. Cela pose donc la question des choix stratégiques en matière de politique économique dans le futur : soit la France fait le choix d'investir substantiellement dans des technologies innovantes afin de dégager de nouvelles marges de gains de productivité (avec un risque de ralentissement de la croissance de l'emploi), soit, à tendances technologiques constantes par rapport à la situation actuelle, elle devra faire le choix de continuer à contenir les coûts salariaux dans les secteurs à plus faible valeur ajoutée qui sont très sensibles à la compétitivité prix.

Enfin, le point précédent est renforcé par notre analyse, qui confirme un impact non négligeable des technologies numériques sur la productivité globale des facteurs. En cas de diffusion plus large dans différents secteurs et d'une plus grande maîtrise de cette technologie par les entreprises et les travailleurs, un plus fort impact est certainement à attendre de l'intelligence artificielle générative. Or, l'Europe et la France accusent un retard important par rapport aux États-Unis dans l'investissement dans ces technologies. Ce retard peut encore être rattrapé à condition de faire dès aujourd'hui les bons choix de politique économique, dont certains devront probablement se faire au niveau européen comme le suggère le rapport Draghi (2024)¹, afin notamment de stimuler l'investissement dans ces nouvelles technologies.

La productivité du travail depuis la pandémie de Covid-19²

Le Chapitre 1 présente une analyse des récentes évolutions de la productivité apparente du travail depuis 2019. Il est composé de trois parties. Une première section compare les évolutions de la productivité apparente du travail (par tête et par heure travaillée) des plus importantes économies européennes et des États-Unis, ces derniers bénéficiant d'une forte croissance de la productivité apparente du travail. Cette section pose notamment la question du rôle joué par les évolutions du temps de travail et par les facteurs conjoncturels dans la mesure de la productivité apparente du travail.

¹ Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness*, *Part A – A Competitiveness Strategy for Europe* et *Part B – In-depth Analysis and Recommendations*, septembre.

² Afin de réaliser ce chapitre, nous avons créé un groupe de travail sur la productivité qui s'est réuni à six reprises depuis le début de l'année 2024. Ce groupe est constitué de Antonin Bergeaud, Gilbert Cette, Grégory Claeys, Bruno Coquet, Galaad Defontaine, Antoine Devulder, Anne Épaulard, François Geerolf, Arthur Guillouzouic, Clément Malgouyres, Antoine Naboulet, Ismaël Ramajo, et Alain Durré comme modérateur, que le CNP remercie chaleureusement.

Une deuxième section se concentre sur le cas français, et propose une décomposition par branche des variations de la productivité apparente du travail, en se concentrant sur la comparaison entre le dernier trimestre 2019 et le premier trimestre 2024 (dernier point d'observation disponible au moment où l'étude a été effectuée).

Enfin, une troisième section pose la question des facteurs potentiels propres à la France qui pourraient expliquer le décrochage de la productivité du travail par tête dans les secteurs marchands (non agricoles) par rapport à sa tendance pré-Covid (soit 2010-2019). À partir de la littérature empirique récente, cette troisième section offre trois innovations : (a) elle actualise plus finement la méthodologie utilisée par les études précédentes sur la base des publications plus récentes des comptes nationaux ; (b) elle aborde le sujet de la sensibilité des résultats à certaines hypothèses utilisées et (c) elle analyse les causes de ce décrochage au niveau des branches d'activité.

En raison des difficultés de mesure des heures réellement effectuées lors du télétravail ou pour les non-salariés, l'analyse dans les sections 2 et 3 du Chapitre 1 porte sur le seul concept de la productivité apparente du travail par tête. Contrairement à la comparaison internationale de la section 1 qui utilise les données harmonisées de l'OCDE, les sections 2 et 3 s'appuient sur les comptes nationaux français en base 2020.

Sur la base des données harmonisées de l'OCDE, la productivité apparente du travail *par tête* s'est redressée dans la zone euro après une chute sévère en 2020 liée à la crise du Covid-19. Cela est également vrai pour les grandes économies européennes (à l'exception de la France) ainsi que pour les États-Unis. Cependant, si l'économie états-unienne a rattrapé ses pertes, ce n'est pas le cas des économies européennes, à l'exception de l'Italie et du Royaume-Uni. Plus particulièrement, la France, l'Allemagne et l'Espagne – tout comme la zone euro dans son ensemble – ont vu leur PIB par actif occupé décrocher par rapport à la tendance pré-Covid. L'Allemagne a à peine atteint en 2023 son niveau de 2019 avant de connaître à nouveau une baisse de sa productivité, baisse constatée également dans les autres économies européennes, hormis en France où celle-ci stagne depuis 2019. De ce fait, la France n'a toujours pas retrouvé son niveau de productivité de 2019 : en 2023, elle y était de 3,5 % inférieure. À l'inverse, l'Italie et le Royaume-Uni affichent une meilleure performance : même si leur productivité est repartie à la baisse, ce sont les seules économies européennes où elle a dépassé son niveau d'avant-crise sanitaire à la fin de 2023.

Le constat est légèrement différent en ce qui concerne la productivité apparente du travail *par heure travaillée*. Premièrement, on ne retrouve pas la chute liée à la crise du Covid-19 en 2020 pour les économies européennes. En raison du confinement et du chômage partiel, une grande partie des travailleurs s'est retrouvée toujours

employée mais sans participer à la production, c'est-à-dire sans effectuer d'heures : le nombre d'emplois est donc resté stable, pour une production qui s'est effondrée, tandis que les heures travaillées ont également chuté, ce qui explique la relative stabilité du PIB par heure travaillée des économies européennes.

Ensuite, l'Allemagne et l'Espagne ont eu une productivité horaire supérieure en 2023 à son niveau de 2019, respectivement de 1,6 % et 1,4 %. À l'inverse, la productivité horaire en Italie est redescendue, après l'avoir dépassé, à 0,3 % sous son niveau de 2019, alors qu'en termes de productivité par tête l'Italie est la seule grande économie européenne avec le Royaume-Uni à se situer au-dessus de son niveau de 2019.

Les États-Unis connaissent une hausse du taux de croissance annuelle de la productivité horaire, qui atteint en 2023 un niveau supérieur de 7,6 % à celui de 2019 – à l'inverse de la France qui connaît un déclin puis une stagnation, sa productivité horaire se situant en 2023 à 2,4 % sous son niveau de 2019. Garnier et Zuber (2023)¹ confirment la richesse en emplois de la croissance économique en France, en proposant une mesure élargie de la productivité du travail qui rapporte le PIB en volume à la population en âge de travailler et pas seulement à l'emploi total.

En utilisant les données de la comptabilité nationale française (en année de base 2020²), la section 2 analyse les variations de productivité apparente du travail par tête au sein des branches entre le dernier trimestre de 2019 et le premier trimestre de 2024³. Afin d'évaluer précisément l'impact de chacune de ces branches sur la productivité de l'ensemble de l'économie, il faut pondérer les variations de celles-ci par leur poids dans l'économie. De fait, une forte variation au sein d'une petite branche, comme la branche « cokéfaction et raffinage », aura un effet moindre qu'une plus petite variation dans une branche importante de l'économie, comme celle du commerce.

Les trois branches contribuant le plus fortement à la perte de productivité apparente sont le commerce, à hauteur de -1 point de pourcentage (pp), suivi de la construction (-0,9 pp) et des autres branches industrielles, dont la contribution est plus modique, à -0,3 pp. En revanche, parmi les contributeurs positifs à la productivité apparente du travail totale, on retrouve en premier lieu, avec +0,3 pp, les services aux entreprises, qui représentent 15 % de l'emploi total et dont la productivité apparente du travail est

¹ Garnier O. et Zuber T. (2023), « [Une mesure de l'efficacité dans l'utilisation des ressources en main-d'œuvre : au-delà de la productivité](#) », *Billet Bloc-notes Éco*, n° 328, Banque de France, 15 novembre.

² Voir [Annexe 1](#).

³ Le calcul de la contribution de l'apprentissage, de l'effet de composition et de la rétention de l'emploi au décrochage de la productivité du travail s'arrête au premier trimestre 2024 mais l'actualisation du décrochage (de 0,3 point inférieur) renforce notre analyse (voir le Chapitre 1 de ce rapport).

en hausse de 2,1 % sur la même période de fin 2019 au premier trimestre 2024. Vient ensuite la branche « information-communication » (+0,2 pp), dont l'amélioration de la productivité apparente du travail par tête est pourtant plus importante (+6,2 % entre fin 2019 et le premier trimestre 2024). Cela s'explique par le poids plus faible de cette branche (3 % de l'emploi) relativement aux services aux entreprises.

La section 3 de ce premier chapitre met en lumière trois éléments principaux. D'une part, l'écart du niveau de la productivité apparente du travail par tête par rapport à sa tendance pré-Covid (soit 2010-2019) a été réduit de près de 3 points dans les comptes nationaux trimestriels au premier trimestre 2024 en base 2020, par rapport à ce que montraient les publications précédentes en base 2014. Il s'élève désormais à 5,9 %¹, contre 8,5 % estimés dans les études réalisées précédemment avec les données jusqu'en 2023. D'autre part, il ressort que ce sont les secteurs du commerce, de la construction, des autres branches industrielles et des services immobiliers qui contribuent le plus au décrochage de la productivité apparente du travail française par rapport à la tendance pré-Covid.

Enfin, sur la base de la méthodologie utilisée par Devulder *et al.* (2024)², cette dernière section de ce premier chapitre s'intéresse à la contribution de l'apprentissage, à l'effet de composition de la main-d'œuvre ainsi qu'à la rétention de l'emploi dans le décrochage de la productivité française par rapport à la tendance pré-Covid (2010-2019), tant au niveau agrégé que des secteurs d'activité. Malgré toute la prudence qu'impose l'approche comptable utilisée, celle-ci suggère que deux tiers du décrochage de 5,9 % peuvent être expliqués par les seuls facteurs que sont l'apprentissage, l'effet de composition de la main-d'œuvre et la rétention de l'emploi. Parmi le tiers restant, il pourrait y avoir une contribution de l'ordre de 1 point de pourcentage des facteurs communs à tous les pays de la zone euro dans le décrochage tendanciel suggéré par Askenazy *et al.* (2024)³.

Cette croissance économique plus riche en emploi est probablement en partie le reflet des réformes entreprises par le gouvernement depuis quelques années pour flexibiliser

¹ Comme mentionné à la note de bas de page 2 de la page précédente, à la fin du premier trimestre 2024, le décrochage à la tendance pré-Covid était de 5,9 % et de 5,6 % au dernier trimestre 2024, soit un écart de -0,3 point. Ce résultat renforce la contribution des secteurs mentionnée plus haut et dans le Chapitre 1 (dont la rédaction a été arrêtée au premier trimestre 2024, voir [Annexe 2](#)).

² Devulder A., Ducoudré B., Lemoine M. et Zuber T. (2024), « [Comment expliquer les pertes de productivité observées en France depuis la période pré-Covid ?](#) », *Bulletin de la Banque de France*, vol. 251(1), mars-avril 2024.

³ Askenazy P., Cupillard É., Houriez G., Jauneau Y. et Roucher D. (2024), « [À la recherche des gains de productivité perdus depuis la crise sanitaire](#) », *Blog de l'Insee*, 19 juillet.

le marché du travail et contenir davantage le coût du travail. À court terme, ces évolutions sont bénéfiques pour le pouvoir d'achat des travailleurs. D'un côté, l'apprentissage permet un premier point d'entrée sur le marché du travail avec une indemnité supérieure aux seuls stages (tout en soulageant les parents des frais de scolarité) alors qu'un accès plus facile au mécanisme de chômage partiel a permis un maintien en emploi pendant la crise du Covid-19, sécurisant ainsi les travailleurs. Par ailleurs, les effets de composition de main-d'œuvre traduisent le fait que des personnes potentiellement éloignées de l'emploi ont été ramenées vers l'emploi (et pourront ainsi peut-être plus facilement se former et voir leur productivité progresser à terme). D'un autre côté, même si, vu sous cet angle, le décrochage de la productivité du travail par tête par rapport à sa tendance de 2010-2019 apparaît moins alarmant, il n'en demeure pas moins que cette croissance devra inéluctablement être consolidée par plus de croissance à terme, avec plus d'investissement dans les nouvelles technologies et dans l'innovation (objet du dernier chapitre de ce rapport). Ce dernier point est en effet soutenu par la remontée du chômage au dernier trimestre de 2024, ce qui atteste de la fragilité de cette croissance riche en emploi.

Compétitivité française : une amélioration à consolider

Même si les discours sur la compétitivité des différents gouvernements en Europe ont évolué au fil du temps, l'importance pour l'économie européenne de rester compétitive n'a jamais été remise en cause. La compétitivité européenne est à nouveau apparue comme l'une des priorités de l'agenda politique de la précédente Commission européenne présidée par Ursula von der Leyen, laquelle a confié à la fin de 2023 à Mario Draghi une mission sur la compétitivité dont le rapport a été rendu public à l'automne 2024¹. Lors du sommet européen en avril 2024, les chefs d'État et de gouvernement avaient réaffirmé la nécessité d'un nouveau pacte pour la compétitivité européenne, ancré dans un marché unique pleinement intégré². Cet intérêt pour la compétitivité en Europe vient d'être réaffirmé par la nouvelle Commission européenne

¹ Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness*, op. cit.

² Précisant également que « dans ce contexte, les investissements et l'accès au capital sont de la plus haute importance, tout comme la nécessité pour l'UE de réduire ses dépendances stratégiques dans des secteurs tels que l'énergie, les matières premières critiques, les semi-conducteurs, la santé, le numérique, l'alimentation, les technologies critiques, la chimie, la biotechnologie et l'espace ». [Réunion extraordinaire](#) du Conseil européen, 17-18 avril 2024.

2024-2029 qui vient d'adopter un cadre opérationnel pour promouvoir la compétitivité en Europe¹ sur la base des rapports Draghi (2024) et Letta (2024)².

Le Chapitre 2 du présent rapport passe en revue toute une série d'indicateurs relatifs à la compétitivité prix et hors prix pour la France et ses principaux partenaires commerciaux depuis la fin de 2019, dans un environnement international de moins en moins coopératif³.

Par rapport à l'année 2022, marquée par la concomitance de facteurs défavorables aux échanges extérieurs de la France (guerre en Ukraine, crise énergétique et, dans une moindre mesure, baisse de production liée aux difficultés d'approvisionnement dans plusieurs secteurs comme l'aéronautique et le secteur automobile) et le renchérissement des importations, le déficit de la balance courante de la France s'est légèrement amélioré en 2023 à 28,1 milliards d'euros (1 % du PIB), après un déficit de 31,1 milliards d'euros en 2022 (1,2 % du PIB). Cette amélioration est essentiellement attribuable à une nette réduction du déficit commercial (en hausse de plus de 56,7 milliards d'euros à -76,1 milliards d'euros, contre -132,8 milliards d'euros en 2022). En revanche, le solde des services a baissé de 29,5 milliards d'euros pour atteindre un excédent de 35,5 milliards d'euros (contre un excédent de 65 milliards en 2022).

La répartition du déficit commercial entre les produits manufacturés et énergétiques a été de respectivement 41 % et 59 % en 2023. Le déficit commercial record en 2022 (de 4,7 % du PIB) s'expliquait pour une très grande partie par le déficit de la balance des biens énergétiques (soit 3,9 % du PIB). Alors que le solde des échanges d'hydrocarbures naturels et produits pétroliers raffinés est resté fortement déficitaire, celui de l'électricité et du gaz manufacturé est redevenu excédentaire en 2023 de 4 milliards d'euros, soit 2 milliards d'euros au-dessus de son niveau de 2019. La fin des problèmes d'approvisionnement et des services de maintenance des centrales nucléaires ont permis une amélioration de la production d'électricité, ce qui a allégé la

¹ L'objectif de la « boussole européenne pour la compétitivité » (*Competitiveness Compass for the EU*) est de nourrir les forces innées de l'Europe, d'exploiter ses ressources et de supprimer les barrières au niveau européen et national. Voir Commission européenne (2025), *A Competitiveness Compass for the EU*, janvier.

² Letta E. (2024), *Much more than a market. Speed, security, Solidarity – Empowering the Single Market to deliver a sustainable future and prosperity for all EU Citizens*, rapport, avril.

³ Comme le souligne Jean (2024), il est également à noter que « alors que les préoccupations de sécurité économique renforcent l'attention portée par les gouvernements à l'industrie manufacturière, l'augmentation massive de l'excédent de la Chine dans le commerce [mondial] des produits manufacturés est devenue un défi majeur pour la coordination internationale ».Voir Jean S. (2024), « *How geopolitical tensions reshape trade patterns: Geoeconomic fragmentation, or China's big manufacturing push?* », Ifri Papers, Institut français des relations internationales, décembre.

facture énergétique, diminuant de moitié le déficit de la balance des biens énergétiques en 2023 (2,3 % du PIB).

En ce qui concerne les échanges de produits manufacturés non énergétiques, l'année 2023 a présenté beaucoup de similitudes avec les années précédentes. Les secteurs en déficit sont restés en 2023 les produits informatiques/électriques/optiques (expliquant 39 % du déficit de l'ensemble des échanges de biens manufacturés, contre 54 % en 2019), suivis par les produits métallurgiques (27 %), les produits manufacturés divers (22 %), le bois/papier/carton (13 %) ainsi que les textiles (11 %). En revanche, les échanges de produits chimiques, du matériel de transport, de produits agroalimentaires et de matériel militaire sont restés excédentaires. Sur l'ensemble des produits manufacturés (hors énergie), le déficit des échanges est resté supérieur de 20 milliards d'euros par rapport à son niveau de 2019. Seul le déficit (l'excédent) du solde des échanges du secteur textile (de la chimie) a été inférieur (supérieur) à son niveau atteint en 2019.

Parmi les indicateurs positifs, il y a donc une réduction du déficit commercial par rapport aux années précédentes ainsi qu'un redressement des parts de marché de la France dans les exportations mondiales et européennes. Cela est probablement lié à la maîtrise des coûts de production (et surtout salariaux) engendrée par les diverses réformes entreprises depuis plusieurs années, caractérisée par des coûts salariaux horaires dans le secteur manufacturier en France désormais inférieurs à ceux en Allemagne.

Toutefois, certains signaux de fragilité sont encore présents, comme le niveau des coûts salariaux dans le secteur des services aux entreprises et des transports de marchandises (intrants essentiels du secteur manufacturier), qui est plus élevé en France que chez ses principaux partenaires européens.

Les déficits commerciaux de biens, quasi structurels pour plusieurs produits et vis-à-vis des partenaires européens en particulier, suggèrent une sensibilité à une compétitivité prix encore importante. À cela s'ajoute une amélioration de la compétitivité hors prix insuffisante pour gommer l'image de produits français trop chers, à qualité donnée, par rapport aux produits des concurrents. Plusieurs indicateurs développés par la Direction générale du Trésor¹ et la Banque de France² confirment que la France souffre d'un problème de gamme reflétant une spécialisation de sa production de biens davantage

¹ Sautard R., Tazi A. et Thubin C. (2014), « [Quel positionnement “hors prix” de la France parmi les économies avancées ?](#) », *Trésor-Éco*, n° 122, Direction général du Trésor, janvier.

² Cezar R. et Cartellier F. (2019), « [Compétitivité prix et hors prix. Leçons des chaînes de valeur mondiales](#) », *Bulletin de la Banque de France*, n° 224/2, juillet-août.

orientée vers des produits de (trop) moyenne valeur ajoutée et donc plus sensible à la compétitivité prix¹. Pour bon nombre de produits intermédiaires, d'investissement et de consommation, les produits français sont souvent considérés comme trop chers par rapport à leur qualité². Même si la situation s'est améliorée depuis quelque temps, la France apparaît plus en concurrence qu'auparavant sur la composante prix avec des pays comme l'Italie, l'Espagne ou encore les pays d'Europe centrale et orientale (PECO). La concurrence est encore plus forte avec les produits en provenance de Chine, pour lesquels le prix plus avantageux pour le consommateur surcompense la perception de plus faible qualité.

Ce constat est par ailleurs soutenu par une brève illustration empirique contenue dans ce Chapitre 2, qui montre que les parts de marché à l'exportation de la France pour les produits à faible valeur ajoutée sont davantage sensibles à la *maîtrise des coûts* de production alors que pour les parts de marché à l'exportation des secteurs à forte valeur ajoutée, elle est plus sensible à la *productivité* des entreprises de ces secteurs, à l'instar de l'Allemagne.

Malgré des améliorations sur la période récente, beaucoup reste à faire pour que la France renoue avec un excédent de la balance commerciale. Il est donc impératif pour la France de consolider et de prolonger sa politique de maîtrise des coûts, notamment non salariaux, du travail, dont les effets positifs sur la compétitivité sont devenus tangibles. Elle doit également investir davantage dans la recherche-développement (R & D) pour améliorer sa productivité, et donc sa compétitivité, et continuer à innover pour faire monter en gamme ses produits exportés. Si l'on regarde la performance de la France en matière de dépenses dans les infrastructures, les technologies, la R & D et l'innovation, les progrès restent encore insuffisants. Par rapport à ses principaux concurrents que sont les États-Unis, l'Union européenne, l'Allemagne et même la Chine, la France reste à la traîne dans ces domaines. Elle fait seulement mieux que l'Italie et l'Espagne.

¹ À noter tout de même que l'enquête Rexicode (2024) rapporte que les produits français sont fortement appréciés par les importateurs à l'étranger car ils sont considérés comme de très bonne qualité (talonnant les produits allemands dans la plupart des secteurs). Voir Rexicode (2024), « [La compétitivité française en 2023. Le déficit extérieur se réduit mais l'attractivité plafonne](#) », Document de travail, n° 89, février.

² Ce constat se confirme également pour les biens d'équipement mécanique, électrique et électronique dans l'enquête de l'Observatoire Rexicode-Skema (2025), « Enquête sur la compétitivité des exportations françaises auprès des importateurs étrangers », à paraître. Fait également intéressant est le mauvais positionnement de la France par rapport à ses concurrents en ce qui concerne la variété des fournisseurs au sein du pays, ce qui reflète une base industrielle plus étroite.

Or, ce sont les politiques économiques d'aujourd'hui qui détermineront la compétitivité française de demain. La capacité de la France à s'adapter et à innover sera déterminante pour naviguer dans un environnement économique mondial en perpétuelle transformation. Ce constat place la question de la réindustrialisation de la France au centre du débat de la politique économique dans un environnement économique incertain en proie à des risques géopolitiques croissants. La réindustrialisation de la France est un levier important si elle cible davantage de nouvelles productions à haute valeur ajoutée, permettant d'investir davantage dans la R & D et l'innovation de haute technologie pour placer la France dans un autre registre que la seule compétitivité prix. Sans cela, la baisse des coûts de production restera la seule issue pour la France dans le futur pour regagner du terrain sur le plan des échanges mondiaux vis-à-vis de ses principaux concurrents.

Le constat actuel de la position compétitive de la France par rapport à ses principaux partenaires n'est nullement figé dans le temps et l'analyse contenue dans ce Chapitre 2 n'est pas totalement négatif. Au contraire, elle tendrait même à suggérer que certaines réformes – notamment relatives au marché du travail et aux impôts de production – pourraient être à la source de certaines améliorations observées sur la période récente au niveau de plusieurs indicateurs français de compétitivité. En septembre 2023, la baisse des impôts de production¹ des entreprises opérée par le gouvernement français visait à alléger des impôts qui sont déconnectés des performances économiques des entreprises, dans un objectif de renforcement de leur compétitivité et de l'attractivité du territoire. De même, des signes positifs sur le front de l'investissement manufacturier² sont encourageants, pour autant qu'ils ne soient pas remis en question par la situation politique en France depuis l'été 2024.

À très court terme, il est impératif de ne pas relâcher les efforts visant la baisse des coûts de production afin de consolider les récentes améliorations observées sur le front de la compétitivité prix de la France vis-à-vis de ses concurrents. Mais, à plus long terme, seul le soutien à l'innovation dans les secteurs de haute technologie (comme via

¹ Voir France Relance (2023), « [Construire la France de demain – Baisse des impôts de production](#) », septembre.

² En mars 2024, les indicateurs de l'observatoire Trendeo – pilotés par la Direction générale des Entreprises du ministère de l'Économie, des Finances et de la Souveraineté industrielle et numérique pour évaluer les ouvertures et fermetures d'usines – faisaient état en 2023 de 57 nouveaux sites industriels ouverts en France, contre 49 en 2022. En tenant compte des agrandissements d'usines, les chiffres montent à 201 en 2023 contre 176 un an plus tôt. Une même image positive est donnée par le baromètre 2024 de Ernst&Young. Voir Ernst&Young (2024), « [Enquêtes d'attractivité](#) ».

des initiatives du type « France 2030 ») sera le garant d'une croissance économique plus durable et d'un redressement significatif de la productivité.

Numérisation et productivité : un lien inéluctable

La relation entre la digitalisation (ou numérisation) et la productivité est un phénomène multiforme qui continue de représenter un défi majeur pour les chercheurs et les praticiens. Depuis le désormais célèbre paradoxe de Solow¹, l'impact de la digitalisation sur la productivité globale des facteurs et du travail n'a pas toujours été probant. Néanmoins, l'écart dans les investissements en technologies de l'information et de la communication (TIC, traduction de l'anglais *information and communication technologies* - ICT) entre l'Europe et les États-Unis est souvent perçu comme un des principaux facteurs explicatifs du différentiel de productivité entre ces deux économies (voir la discussion dans le Chapitre 1 du présent rapport).

Or, comme le rappelle Draghi (2024)², l'Europe est largement passée à côté de la révolution numérique portée par Internet et les gains de productivité qu'elle a engendrés, et l'Union européenne (UE) reste encore faible dans les technologies émergentes qui seront les moteurs de la croissance future. Parmi les cinquante plus grandes entreprises technologiques mondiales, seules quatre sont européennes. L'UE entre dans une période inédite de son histoire récente où la croissance ne sera plus soutenue par l'augmentation de la population. Selon Draghi (2024), « d'ici 2040, la population active devrait diminuer d'environ 2 millions de travailleurs par an. Il sera donc nécessaire de s'appuyer davantage sur les gains de productivité pour stimuler la croissance. Si l'UE maintenait son taux moyen de croissance de la productivité depuis 2015, cela suffirait tout juste à maintenir le PIB constant jusqu'en 2050 – et ce, à un moment où l'UE doit faire face à une série de nouveaux besoins d'investissement qu'il faudra financer par une croissance accrue ».

¹ Pour rappel, le prix Nobel d'économie Robert Solow écrivait en juillet 1987 dans un article du *New York Times* (*New York Times Book Review*) que : « On peut voir les ordinateurs partout sauf dans les statistiques de productivité », ce qui a donné naissance au paradoxe de la productivité. Depuis lors, ce paradoxe s'est décliné principalement en trois grandes dimensions : (a) *historique*, avec la baisse de la productivité dès les années soixante-dix dans la plupart des pays malgré la diffusion des TIC ; (b) *spatiale*, avec le constat que les pays qui sont les premiers producteurs des TIC ne sont pas forcément ceux où les niveaux de productivité sont toujours les plus élevés ; et (c) *sectorielle*, avec le constat que les secteurs d'activité où les TIC sont plus intensivement utilisés ont, dans beaucoup de pays, des gains de productivité plus faibles.

² Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness*, *Part A*, op. cit.

De fait, en ce qui concerne l'investissement des pays dans l'usage de l'intelligence artificielle (IA), les derniers chiffres montrent une Europe toujours à la traîne. Sur la base des données Quid¹, le secteur privé aux États-Unis a investi dans l'IA plus de 335 milliards de dollars en cumulés sur la période 2013-2023, suivi par la Chine (avec plus de 103 milliards de dollars), contre seulement 10 et 8 milliards de dollars respectivement pour l'Allemagne et la France sur la même période. Et si l'on regarde le nombre de nouvelles sociétés fondées sur l'IA, le classement des pays reste le même (avec près de 900 firmes pour les États-Unis en 2023 contre 122, 76 et 58 respectivement pour la Chine, l'Allemagne et la France).

Si les récentes études s'accordent pour dire que l'impact des nouvelles technologies de numérisation – et de l'intelligence artificielle (IA) générative en particulier – sera significativement positif sur la croissance et la productivité totale de facteurs, les résultats divergent quant à l'ampleur de cet impact. Comme le rappellent Aghion et Bouverot (2024)², l'intelligence artificielle n'est pas une nouveauté et recouvre plusieurs technologies différentes. L'engouement pour la numérisation en général, et l'IA en particulier, a été fluctuant au cours des dernières décennies, pour atteindre son paroxysme aujourd'hui.

Quantifier cet impact pour l'IA générative sur la productivité du travail et du capital est d'autant plus difficile que nous ne disposons pas du recul nécessaire permettant une analyse empirique précise. Il est également difficile de passer des gains de productivité individuels aux effets sur la productivité agrégée. Pour l'instant, deux grandes approches existent afin d'évaluer l'impact potentiel de l'IA générative sur la productivité (du travail et globale des facteurs) :

- celles qui construisent des scénarios sur la base de modèles théoriques en faisant des hypothèses sur l'évolution principalement de trois facteurs : la diffusion de l'IA, son potentiel d'augmentation de la productivité et son potentiel de remplacement/substitution des travailleurs dans de nombreuses tâches (ou de création de nouvelles tâches) ;
- celles qui extrapolent l'impact potentiel de l'IA générative à partir de l'impact observé empiriquement avec les précédentes innovations technologiques telles que

¹ Repris dans le rapport 2024 sur l'IA du Human-Centered Artificial Intelligence de l'université de Stanford. Voir Stanford University (2024), *AI Index Report 2024*, Human-Centered Artificial Intelligence, avril.

² Aghion P. et Bouverot A. (2024), *IA. Notre ambition pour la France*, rapport de la Commission de l'intelligence artificielle, septembre.

l'électricité, l'émergence des technologies numériques dans les années 1990, ou encore la robotisation.

Par ailleurs, il faut aussi noter que l'effet agrégé dépendra également de la réallocation entre secteurs que la diffusion de l'IA va engendrer (et notamment vers des secteurs à plus faible productivité).

La première approche a gagné récemment en importance avec les travaux de Acemoglu (2024)¹. Sur la base d'hypothèses essentiellement théoriques, il obtient un impact potentiel de 0,07 point de pourcentage de l'IA générative sur le taux de croissance annuel de la productivité globale des facteurs qui est nettement en deçà de l'estimation de Aghion et Bunel (2024)² – lesquels trouvent un impact sur la productivité de 0,68 point de pourcentage par an sur la base du même modèle mais avec différentes hypothèses – ou encore Bergeaud (2024)³ qui obtient 0,29 point de pourcentage sur la base du modèle de Acemoglu (2024) mais pour la zone euro.

La seconde approche consiste à extrapoler l'impact potentiel des nouvelles technologies sur la productivité des facteurs (travail et capital) à partir des inventions passées, telles que l'électricité dans les années 1920 en Europe, l'émergence des technologies numériques de la fin des années 1990 et du début des années 2000 aux États-Unis ou encore la robotisation. À titre d'exemple, Aghion et Bouverot (2024) considèrent que, si les gains de productivité permis par la vague de l'IA au cours de la prochaine décennie seront comparables à ceux de la vague de l'électricité dans les années 1920 en Europe, alors la croissance de la productivité augmenterait de 1,3 point de pourcentage par an à partir de 2024⁴.

Dans ce contexte, nous proposons dans ce dernier chapitre une autre approche qui s'intéresse plus généralement aux technologies digitales en exploitant les données de l'enquête auprès des entreprises (européennes et états-unies) élaborée par la Banque européenne d'investissement (EIBIS). L'originalité de cette enquête annuelle est de s'adresser directement aux entrepreneurs pour déterminer les caractéristiques

¹ Acemoglu D. (2024), « [The simple macroeconomics of AI](#) », NBER Working Paper, n° 32487, National Bureau of Economic Research, mai.

² Aghion P. et Bunel S. (2024), « [AI and growth: Where do we stand?](#) », Mimeo, juin.

³ Bergeaud A. (2024), [Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity](#), ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.

⁴ Estimation réalisée à partir des données de Bergeaud A., Cette G. et Lecat R. (2016), « [Productivity trends in advanced countries between 1890 and 2012](#) », *Review of Income and Wealth*, vol. 62(3), p. 420-444 ; et repris dans Aghion et Bouverot (2024).

de leur investissement, dont l'utilisation des technologies digitales telles que le *big data*/l'IA et la robotique.

L'EIBIS recueille des informations qualitatives et quantitatives sur les activités d'investissement des entreprises, leurs besoins de financement et les difficultés rencontrées. L'enquête couvre environ 12 000 entreprises dans l'UE-27 et 800 entreprises aux États-Unis. Pour les pays de l'Union européenne, la taille de l'échantillon dépend de la taille de l'économie et varie de 600 entreprises dans les grands pays comme la France, l'Allemagne, l'Italie et l'Espagne, à 180 entreprises dans les petits pays comme Chypre, le Luxembourg et Malte.

Depuis 2019, les entreprises incluses dans l'EIBIS sont interrogées sur la mise en œuvre de quatre technologies numériques avancées spécifiques à leur secteur :

- les entreprises du secteur manufacturier sont interrogées sur l'adoption des technologies suivantes : (a) l'impression 3D, également appelée fabrication additive ; (b) la robotique, ou l'automatisation via la robotique avancée ; (c) l'Internet des objets (*Internet of Things*, IoT), c'est-à-dire des dispositifs électroniques communiquant entre eux sans assistance humaine ; et (d) l'analyse *big data* et l'intelligence artificielle (IA) ;
- les entreprises du secteur de la construction sont interrogées sur l'adoption de : (a) l'impression 3D ; (b) les drones ou véhicules aériens sans pilote ; (c) l'IoT ; et (d) la réalité augmentée ou virtuelle, comme lorsque des informations sont intégrées à des objets du monde réel et présentées via un casque de réalité virtuelle ;
- les entreprises du secteur des services sont interrogées sur l'adoption de : (a) la réalité virtuelle ; (b) des plateformes ou outils digitaux connectant les clients aux entreprises ou les clients entre eux ; (c) l'IoT ; et (d) l'analyse *big data* et l'IA ;
- enfin, les entreprises du secteur des infrastructures sont interrogées sur l'adoption de : (a) l'impression 3D ; (b) des plateformes numériques ; (c) l'IoT ; et (d) l'analyse *big data* et l'IA.

Les résultats statistiques de cette enquête confirment le retard de l'Europe et de la France par rapport aux États-Unis dans l'adoption et la mise en œuvre de la numérisation. À titre d'exemple, l'EIBIS montre que l'écart d'adoption numérique entre les États-Unis et l'Union européenne s'est réduit depuis la pandémie de Covid-19, bien que restant significatif. La part des entreprises européennes mettant en œuvre des technologies numériques (incluant l'IA et la robotique) avancées a atteint 70 % en 2023, contre 73 % aux États-Unis. Cependant, seules 57 % des entreprises françaises déclarent utiliser une technologie digitale avancée dans leurs activités. La France se situe parmi les pays de l'UE avec la plus faible part, une tendance principalement portée par le secteur des

services. Ces résultats pour la France, fondés sur les données de l'EIBIS, sont également confirmés par les mesures d'adoption numérique issues d'Eurostat. En revanche, les entreprises manufacturières françaises ne sont pas à la traîne en Europe en ce qui concerne l'utilisation de la robotique avancée. Ces derniers résultats issus de l'EIBIS sont également confirmés par les données sur la densité des robots industriels dans le secteur manufacturier provenant de la Fédération internationale de robotique (FIR).

Par ailleurs, l'EIBIS souligne également que l'adoption des technologies numériques avancées est fortement associée à la taille des entreprises : 63 % des grandes entreprises françaises (250 employés ou plus) déclarent utiliser des technologies numériques avancées, contre seulement 35 % des petites entreprises (10 à 49 employés). L'influence de la taille des entreprises est particulièrement marquée pour la robotique avancée, ce qui confirme l'idée que certaines technologies engendrent des coûts d'intégration majeurs et sont plus susceptibles d'être adoptées par les grandes entreprises.

Afin de mesurer quel a été le lien de ces technologies numériques et de l'intelligence artificielle sur la productivité globale des facteurs (PGF), le Chapitre 3 du rapport procède en deux étapes. D'une part, l'influence des caractéristiques des entreprises, et en particulier leur taille, sur leur propension à recourir aux technologies numériques avancées est analysée afin de voir si l'utilisation de ces dernières peut être corrélée à une productivité plus élevée. D'autre part, une analyse par régressions est effectuée afin de quantifier l'impact des technologies numériques sur la PGF.

En ce qui concerne l'influence des caractéristiques des entreprises, plusieurs éléments sont à souligner. Tout d'abord, la taille de l'entreprise influe sur la probabilité d'adoption des technologies numériques : plus une entreprise est grande et ancienne, plus elle a recours aux technologies numériques avancées et plus elle a de chances d'être une entreprise à haute productivité. Ensuite, plus la proportion d'entreprises digitalisées augmente, plus il y a une augmentation de la productivité apparente du travail. Par ailleurs, ce sont les entreprises à haute productivité qui investissent, en moyenne, significativement plus que celles à productivité faible ou intermédiaire. Il faut également noter que l'écart entre les entreprises à haute productivité et les autres est significativement plus important pour les entreprises états-unies. En revanche, le niveau d'investissement des entreprises à faible et moyenne productivité est comparable entre les entreprises françaises et européennes d'un côté et les entreprises états-unies de l'autre.

De plus, les entreprises ayant des niveaux de productivité plus élevés allouent une part plus importante de leurs investissements à la R & D, ainsi qu'aux logiciels, données, technologies de l'information et activités liées aux sites web. Plus précisément, les entreprises à faible productivité investissent seulement 5,2 % dans la R & D, contre 6,9 %

pour les entreprises à haute productivité. De même, la part des investissements dans les logiciels et activités connexes est la plus élevée pour les entreprises à haute productivité, passant de 13,6 % pour les entreprises à faible productivité à 15,2 % pour celles à haute productivité. Enfin, aux États-Unis, la part de la R & D dans les investissements bondit lorsque l'on passe des entreprises introduisant une innovation au niveau national à celles introduisant une innovation radicalement nouvelle, c'est-à-dire nouvelle au marché mondial. En revanche, ce saut se produit lors du passage des innovateurs au niveau de l'entreprise aux innovateurs au niveau national pour la France et l'Union européenne. Ce phénomène peut refléter la position des États-Unis en tant que leader à la frontière technologique : étant à la frontière de l'innovation, les entreprises états-uniennes ont une probabilité plus élevée d'introduire des innovations sur le marché mondial.

Ce qui ressort de nos estimations empiriques est que le lien entre la croissance de la productivité de l'adoption des technologies numériques n'est vraiment significatif que pour les entreprises situées dans des secteurs à haut niveau technologique. Par ailleurs, l'effet marginal du *big data*/de l'IA sur le taux de croissance de la PGF est nul en moyenne lorsque cette technologie est utilisée seule, contrairement à la robotique : sur la période 2018-2022, l'usage de la robotique (par rapport à un contrefactuel sans robotique) se traduit, toutes choses égales par ailleurs, par une augmentation du taux de croissance de la PGF de 0,3 point de pourcentage en moyenne par an. De plus, la variable *big data*/IA devient significative lorsqu'elle est combinée à la robotique, ce qui suggère qu'il y a un effet synergique dans l'utilisation concomitante de ces deux technologies : non seulement la variable *big data*/IA devient statistiquement différente de zéro, mais en plus l'impact sur le taux de croissance change selon que les entreprises utilisent déjà en parallèle la robotique (l'effet du *big data*/de l'IA est alors de 0,13 point de pourcentage) ou le *big data*/l'IA (dans ce cas, l'effet de la robotique est de 0,65 point de pourcentage).

Comme discuté dans la partie descriptive de l'EIBIS, ces résultats ne sont pas surprenant lorsque que l'on sait que, en moyenne sur l'ensemble de notre échantillon, seulement un peu moins de 9 % des entreprises interrogées utilisent les deux technologies contre plus de 40 % pour l'utilisation de l'une des deux technologies.

Au-delà de ces résultats, deux questions se posent concernant l'impact possible de l'IA génératrice sur la croissance de la productivité. D'une part, se pose la question de la complémentarité entre les différentes technologies. À l'instar de l'IA non génératrice couverte dans EIBIS, il est possible que l'IA génératrice ait davantage d'impact en conjonction avec d'autres technologies comme le suggèrent nos résultats (et sans doute aussi avec une organisation du travail adaptée). D'autre part, se pose la question de savoir dans quelle mesure l'IA génératrice remplacera l'emploi. Jusqu'à présent, nous savons que l'IA non génératrice (type *deep learning* et *machine learning*) requiert des

profils très techniques difficilement substituables à d'autres. En effet, alors que ces inventions passées plaçaient l'humain au centre des activités, l'IA générative (avec une facilité d'usage exponentielle) a vocation à être accessible au plus grand nombre et à couvrir une pluralité de tâches et de secteurs, mais aussi, dans une certaine mesure, de remplacer l'intervention humaine. De plus, l'évolution exponentielle dans la facilité d'usage de l'IA générative aura probablement un impact plus fort sur la productivité (du travail et globale des facteurs). Le véritable enjeu pour l'Europe et la France – déjà en retard par rapport aux États-Unis – est d'aider leurs entreprises à investir davantage dans ces technologies numériques pour qu'un tel choc de productivité se matérialise à terme.

Des choix politiques majeurs doivent être pris rapidement

Tout au long de ce rapport, et renforcé par l'analyse de son troisième chapitre, le levier indispensable à des gains de productivité et de compétitivité durables concerne l'investissement dans la R & D et les TIC. L'Europe et la France ont un retard substantiel par rapport aux États-Unis, et en leur sein le retard est encore plus prononcé pour les petites et moyennes entreprises. Afin d'encourager ces dernières à investir davantage en R & D et dans les TIC, les pouvoirs publics ont un rôle à jouer à au moins trois niveaux. Le récent phénomène chinois DeepSeek, qui concurrence l'Américain OpenAI avec des ingénieurs nationaux et un budget plus modeste, montre que la course vers des innovations technologiques n'est pas finie et que le retard de l'Europe et de la France peut encore être comblé – à condition de prendre les bonnes décisions. La politique de l'offre menée jusqu'à présent porte ses fruits et ne doit pas être abandonnée.

D'une part, il est indispensable d'augmenter les investissements dans les infrastructures nécessaires pour pouvoir faciliter le développement de nouvelles technologies innovantes. Mais compte tenu de finances publiques détériorées dans beaucoup de pays européens, de tels investissements devraient être opérés au niveau européen, ce qui présenterait également l'avantage de faciliter les investissements transfrontaliers. Le CNP soutient donc la proposition de Draghi (2024) de lancer des investissements dans les nouvelles technologies au niveau européen, largement financé par le secteur privé. Pour une plus forte implication du secteur privé dans le financement de ces investissements, il faudrait réfléchir à des changements dans la régulation bancaire (par exemple revoir les ratios de solvabilité et de liquidité) et des marchés de capitaux (pour faciliter davantage les transactions transfrontalières) afin de créer les incitations nécessaires à cette implication du secteur privé et l'utilisation de produits financiers tels que la tritisation. Aujourd'hui, la prime de risque de tels investissements (comme le *greenium* ou le financement des start-up technologiques) est encore trop faible pour inciter les investisseurs privés à financer davantage le capital-risque.

D'autre part, au niveau national, les pouvoirs publics devraient agir à la fois sur la fiscalité et sur la formation. En ce qui concerne la fiscalité, il est avant tout impératif de garantir une stabilité du cadre fiscal sur une très longue période. Les effets d'annonce (comme celui relatif à une taxation marginale de 75 % sur les hauts revenus, qui ne fut jamais appliquée) doivent être évités car ils détériorent grandement la confiance des investisseurs et réduisent tout autant la prise de risque. Ensuite, une réflexion sur les aides publiques, certes généreuses comme celles en faveur de la R & D, doit être menée afin d'être capable de s'adapter en temps réel à la nature transformative, à l'impact et au rythme de l'intelligence artificielle générative. Selon l'OCDE, la France est, avec le Royaume-Uni, la championne des aides fiscales à la R & D. Ce sont les deux pays où le pourcentage du PIB qui lui est dédié est le plus élevé. Pourtant, sur les vingt dernières années, l'effort de R & D a été stagnant en France alors qu'il a progressé en Allemagne, aux États-Unis et surtout en Chine, où il dépasse la moyenne de la zone euro. Selon Lallement (2024)¹, cela tient en partie au fait qu'en parallèle la base industrielle en France s'est rétrécie. Par ailleurs, même si la réforme du crédit d'impôt recherche (CIR) de 2008 – qui a notablement accru la générosité de ce dispositif – a globalement conduit les entreprises qui étaient déjà bénéficiaires du CIR auparavant à augmenter leurs dépenses de R & D d'un montant moyen à peu près équivalent à la dépense fiscale additionnelle, les impacts sur les performances économiques des entreprises (chiffre d'affaires, investissement incorporel, etc.) semblent plus mitigés selon le dernier rapport de la Commission nationale d'évaluation des politiques d'innovation (CNEPI)². Enfin, bien que les multinationales françaises aient dans l'ensemble accru leurs dépenses de R & D à un rythme plus rapide en France qu'à l'étranger, il ressort aussi de ces travaux que, au regard des multinationales étrangères, le CIR n'a guère contrecarré la détérioration de l'attractivité du site France pour la localisation de leur R & D.

Pour toutes ces raisons, une réflexion sur les dispositifs lancés en France pour le soutien à l'innovation – que ce soit l'initiative « jeunes entreprises innovantes » (JEI), le « crédit d'impôt innovation » ou encore le CIR – devrait être menée afin de s'assurer de leurs effets bénéfiques³ sur l'innovation. Une telle réflexion pourrait éventuellement aboutir à un meilleur ciblage de ces aides afin de renforcer davantage l'effort de R & D des entreprises plus jeunes et de moindre taille comme les start-up, les TPE et les PME. C'est ce que font

¹ Silbert N. (2024), « [La France est championne des aides fiscales à la recherche & développement – Interview de Rémi Lallement](#) », *Les Échos*, 26 septembre.

² CNEPI (2021), [Évaluation du crédit d'impôt recherche. Rapport CNEPI 2021](#), Commission nationale d'évaluation des politiques d'innovation, juin.

³ Ce type d'évaluation a déjà été conduite par le passé et devrait être actualisée. Voir France Stratégie (2020), [Les politiques industrielles en France. Évolutions et comparaisons internationales](#), rapport pour l'Assemblée nationale, novembre.

des pays comme les États-Unis, la Chine ou encore l'Allemagne, où l'effort de R & D a fortement progressé ces dernières années. Cette action des gouvernements via la fiscalité rejoint également les pistes de réflexion contenues dans Brollo *et al.* (2024)¹, via entre autres des subsides et une politique active de formation des travailleurs.

En ce qui concerne l'éducation et la formation des travailleurs, le gouvernement français doit s'assurer que les politiques en place sont capables de s'adapter aux nouvelles réalités, d'aider les travailleurs à se préparer aux emplois de demain et de favoriser l'accès à des formations spécialisées tout au long de la vie. Les formations sectorielles, ainsi que les programmes de perfectionnement et de reconversion pourraient jouer un rôle accru pour accompagner les travailleurs dans leur transition vers de nouvelles tâches et de nouveaux secteurs. À l'aune de la transformation numérique à venir, il est important de s'assurer une adaptation adéquate aux nouvelles technologies numériques via, entre autres, une formation continue appropriée. Ce type de politique est déjà en place en France, mais il est indispensable de réfléchir à d'éventuels aménagements pour la rendre encore plus efficace. À ce titre, le CNP est en faveur d'un maintien du dispositif d'apprentissage et d'un plus grand ciblage sur les aides en faveur de la formation professionnelle (lequel pourrait également passer par un meilleur encadrement des choix individuels dans le cadre du compte personnel de formation).

Plus que jamais, les politiques publiques doivent créer les conditions propices pour orienter l'innovation et le déploiement des nouvelles technologies numériques (dont l'IA générative et la robotique), de manière à en exploiter les avantages tout en servant les intérêts collectifs. Cela passe d'abord par une stabilité politique et fiscale et par la promotion d'un environnement des affaires propice au financement privé des investissements à risque. Compte tenu de la rapidité de transformation et de diffusion de ces nouvelles technologies, repenser les dispositifs de formation et fiscaux existants afin de s'assurer qu'ils sont toujours efficaces est un enjeu majeur. En lien avec notre précédent rapport², il est utile de rappeler que la transition numérique (et l'exploitation des nouvelles formes d'intelligence artificielle) devra également se faire en tenant compte des autres changements structurels à venir, tels que le vieillissement de la population et la transition écologique³.

¹ Brollo F., Dabla-Norris E., de Mooij R., Garcia-Macia D., Hanappi T., Liu L. et Nguyen A.D.M. (2024), « [Broadening the gains from generative AI: The role of fiscal policies](#) », *IMF Staff Discussion Notes*, n° SDN/2024/002, Fonds monétaire international, juin.

² CNP (2023), [Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique](#), quatrième rapport, décembre.

³ L'utilisation de l'intelligence artificielle en particulier pose des défis en matière de consommation d'électricité, d'utilisation de l'eau et d'artificialisation des sols.

INTRODUCTION

À la suite du rapport des cinq présidents de juin 2015¹ et conformément à la recommandation du Conseil pour les affaires économiques et financières (ECOFIN) du 20 septembre 2016², les États membres de la zone euro se sont engagés à mettre en place un Conseil national de productivité (CNP). L'objectif de la création des conseils indépendants est d'améliorer la coordination des politiques économiques au sein de la zone euro. Pour cela, les conseils nationaux sont chargés d'analyser les évolutions et les déterminants de la productivité et de la compétitivité au sein de leur pays en tenant compte des interactions avec les autres États membres.

Comme l'énonçait déjà Krugman (1994)³, « la productivité n'est pas tout, mais dans le long terme elle est presque tout. La capacité d'un pays à améliorer son niveau de vie dépend presque entièrement de sa capacité à faire progresser sa production par travailleur ». Cette notion économique est par ailleurs un déterminant clé de la compétitivité à long terme. De fait, une productivité élevée permet de réduire les coûts unitaires de production, améliorant ainsi la capacité d'un pays à exporter tout en maintenant des niveaux de revenus élevés pour ses travailleurs (Porter, 1990)⁴. Par ailleurs, une compétitivité accrue renforce l'attractivité du pays pour les investissements étrangers, ce qui peut stimuler davantage l'innovation et, en retour, la productivité. Ainsi, bien que la productivité soit un moteur essentiel, elle doit être accompagnée de politiques favorables pour maximiser ses effets sur la compétitivité. C'est dans ce contexte que les travaux du Conseil national de productivité français prennent tout leur sens, à leur tour dépendants de l'environnement économique domestique et international.

¹ Commission européenne (2015), *Compléter l'Union économique et monétaire. Le rapport des cinq présidents*, juin.

² <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/FR/TXT/PDF/?uri=OJ:C:2016:349:FULL&from=EN>

³ Krugman P. (1994), *The Age of Diminishing Expectations: US Economic Policy in the 1990s*, Cambridge, The MIT Press, p. 11.

⁴ Porter M. E. (1990), *The Competitive Advantage of Nations*, New York, Free Press.

Dans le précédent rapport du Conseil national de productivité¹, nous soulignions déjà le fait que le rebond de l'économie mondiale qui succédait à la crise sanitaire avait été perturbé en 2022 par les conséquences de l'invasion russe de l'Ukraine. Dans cet environnement macroéconomique incertain – rémanences de la crise sanitaire notamment en Chine, inflation élevée nourrie par la crise énergétique, difficultés d'approvisionnement et tensions de recrutement, durcissement des conditions de financement –, l'économie française avait néanmoins témoigné de fondamentaux macroéconomiques solides, avec une croissance soutenue notamment par un marché du travail toujours dynamique, par l'investissement des entreprises et par une production industrielle qui a poursuivi son rebond et s'est montrée résiliente face à la hausse des prix de l'énergie.

Depuis le dernier rapport du CNP, les économies de la zone euro, et l'économie française en particulier, ont rebondi dans l'ensemble en effaçant en partie les stigmates de la crise sanitaire et ceux de la crise énergétique consécutive à la guerre en Ukraine. Toutefois, malgré le rebond conjoncturel observé dans plusieurs économies de la zone euro, le rebond de la croissance reste bien inférieur à celui observé aux États-Unis. L'année 2023 avait été, quant à elle, marquée à nouveau par des évolutions contrastées de la conjoncture économique en France et en Europe, dans un contexte de résilience post-pandémique, d'incertitudes géopolitiques persistantes et d'inflation élevée. Sur la base des analyses de l'Insee², plusieurs éléments sont à souligner en ce qui concerne l'évolution des principaux indicateurs macroéconomiques – notamment la croissance du PIB, l'inflation, le marché du travail et les échanges commerciaux – enregistrée en 2024 et 2023 par rapport à 2022.

À l'échelle européenne, la croissance a relativement bien résisté en 2024 par rapport à 2023 mais s'est inscrite en recul par rapport à 2022. Le PIB de la zone euro a progressé de 0,8 % en 2024 après 0,5 % en 2023, contre 3,5 % en 2022, sous l'influence de plusieurs chocs : la crise énergétique liée à la guerre en Ukraine, qui a pesé sur l'industrie, notamment en Allemagne ; l'inflation élevée, quoiqu'en décélération (passant de 8,4 % au plus fort de 2022 à 5,5 % en moyenne en 2023), qui a rogné le pouvoir d'achat des ménages ; et les coûts de financement encore élevés pour les sociétés non financières, freinant la demande intérieure et l'investissement. Toutefois, ces développements ont caché une hétérogénéité entre les économies du

¹ CNP (2023), *Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique*, quatrième rapport, décembre.

² Insee (2024), *Du PIB, des Jeux, des inconnues*, coll. « Note de conjoncture », juillet ; *id.* (2024), *La croissance entre pouvoir d'achat et incertitudes*, coll. « Note de conjoncture », octobre ; *id.* (2024), *L'activité suspendue à un regain de confiance*, coll. « Note de conjoncture », décembre.

Nord, comme celle de l'Allemagne, qui a enregistré une deuxième année consécutive de récession (-0,2 % en 2024 par rapport à 2023), et les économies du Sud, comme celles de l'Espagne (+3,2 %) ou de l'Italie (+0,5 %), qui ont affiché une résilience légèrement plus marquée en 2024. Selon les prévisions de l'Insee (2025), l'acquis de croissance au premier semestre 2025 resterait négatif pour l'Allemagne (-0,1 %) mais positif pour l'Italie (+0,2 %) et fortement positif pour l'Espagne (+2,3 %). Cette prévision reflète une décélération de la croissance de la zone euro au dernier trimestre 2024, qui cache néanmoins une forte hétérogénéité entre les pays. Au dernier trimestre 2024, le PIB de la zone euro a augmenté de 0,2 % en glissement trimestriel (après +0,4 % au troisième trimestre 2024), cachant un fort dynamisme de l'Espagne (+0,8 % pour le second trimestre consécutif) et une croissance en recul en Allemagne (-0,2 % contre +0,1 % après -0,3 % au second trimestre) et en Italie (+0,1 % après +0,0 %).

Comme le soulignent de Soyres *et al.* (2024)¹, au-delà des chocs conjoncturels, la performance économique modérée enregistrée dans la zone euro depuis 2018 reflète avant tout de multiples défis structurels, parmi lesquels on retrouve la dépendance énergétique persistante², les vulnérabilités structurelles du secteur manufacturier³ et l'évolution des dynamiques du commerce mondial⁴.

En 2024, la croissance du PIB français s'est également modérée par rapport à 2022. Après une croissance de 2,5 % en 2022, portée par la reprise post-Covid, le PIB n'a progressé que d'environ 1,1 % en 2024, tout comme en 2023. Par rapport à 2023, la composition de la croissance a toutefois changé. Alors que la consommation des ménages fut encore impactée par l'inflation persistante et le ralentissement des gains

¹ De Soyres F., Fisgin E., Garcia-Cabo J., Lott M., Machol C. et Richards K. (2024), « [An investigation into the economic slowdown in the euro area](#) », VOXEU Column, 13 décembre.

² De Soyres *et al.* (2024) trouvent que la relation entre la croissance des exportations et l'intensité en gaz naturel – inexistante avant le choc énergétique et la pandémie – a évolué de manière significative lors du choc des prix de l'énergie. En effet, ces auteurs constatent que les secteurs appartenant au décile supérieur en termes d'intensité en gaz naturel ont enregistré une baisse moyenne de 7,2 % de leur croissance des exportations, en contraste marqué avec les secteurs du décile inférieur, qui ont connu une croissance moyenne des exportations de 13,8 % (avec cette corrélation négative entre l'intensité en gaz naturel et la performance des exportations qui se vérifie également lorsque l'on examine uniquement les variations sectorielles au sein des pays).

³ L'association fortement négative révèle que la part de l'industrie manufacturière est fortement corrélée à une mauvaise performance économique depuis 2019 (avec une pente négative de -0,4, statistiquement significative au seuil de 5 %).

⁴ Comme l'illustrent de Soyres et Moore (2024), la Chine semble avoir réalisé certains progrès vers l'objectif de réduire sa dépendance aux intrants importés, tout en augmentant sa dépendance à la demande étrangère pour absorber sa production de biens manufacturés. Voir de Soyres F. et Moore D. (2024), « [Assessing China's efforts to increase self-reliance](#) », VoxEU.org, 4 janvier.

de pouvoir d'achat en 2023, la croissance modérée du PIB en 2024 s'explique en grande partie par le recul de l'investissement des entreprises et des ménages, toujours pénalisés par des conditions de financement qui demeurent difficiles. En revanche, la consommation des ménages et des administrations publiques ainsi que le commerce extérieur ont soutenu la croissance économique, partiellement compensée par les variations de stocks. De ce fait, l'acquis de croissance à mi-année pour 2025 serait modeste, à +0,4 % selon l'Insee, ce qui reste largement tributaire des effets de la consolidation budgétaire¹, de la poursuite de la baisse des taux d'intérêt² et de la mise en œuvre effective des nouveaux tarifs douaniers annoncé par l'administration Trump.

Du côté de l'inflation, celle-ci a décéléré en 2023 par rapport à 2022 mais est restée à des niveaux élevés en France. Selon l'Insee, l'inflation globale est passée de 5,2 % en 2022 (en moyenne annuelle) à environ 4,3 % en 2023. La désinflation a principalement résulté du ralentissement des prix de l'énergie, après les pics de 2022. Toutefois, l'inflation sous-jacente (hors énergie et alimentation) est restée élevée, autour de 4,5 % en 2023. De plus, les prix des produits alimentaires en France ont continué d'augmenter fortement en 2023 (+11 % en début d'année) en raison des coûts de production. En 2024, la désinflation s'est poursuivie avec l'indice harmonisé des prix à la consommation qui a crû de 1,8 % en glissement annuel, freiné par les produits manufacturés (-0,4 %), tandis que l'alimentation enregistrait une croissance nulle globalement.

À l'instar de l'année 2022, le marché du travail français a continué de montrer des signes de résistance avec un taux de chômage légèrement au-dessus de son point le plus bas à 7,3 % au quatrième trimestre 2024 contre 7,2 % en 2023 (contre 7,3 % en 2022). Toujours selon l'Insee (2025)³, l'emploi dans le secteur privé reculerait au premier semestre 2025 : il baisserait notamment dans l'industrie, la construction et l'intérim, tandis qu'il se stabiliserait dans le tertiaire marchand (hors intérim)⁴. Les estimations de l'emploi salarié sur l'essentiel de l'année 2024 suggèrent une stabilisation, après une progression de +0,6 % en 2023. Notons que, dans le secteur privé, l'emploi salarié des seniors continue d'augmenter (+104 500 emplois sur un an)

¹ Voir l'éclairage sur les effets de la consolidation budgétaire 2025 sur la croissance dans Insee (2025), « [Désordre mondial, croissance en berne](#) », Note de conjoncture, 18 mars.

² Voir l'éclairage sur la transmission des baisses des taux directeurs aux taux des prêts aux entreprises dans *ibid.*

³ *Ibid.*

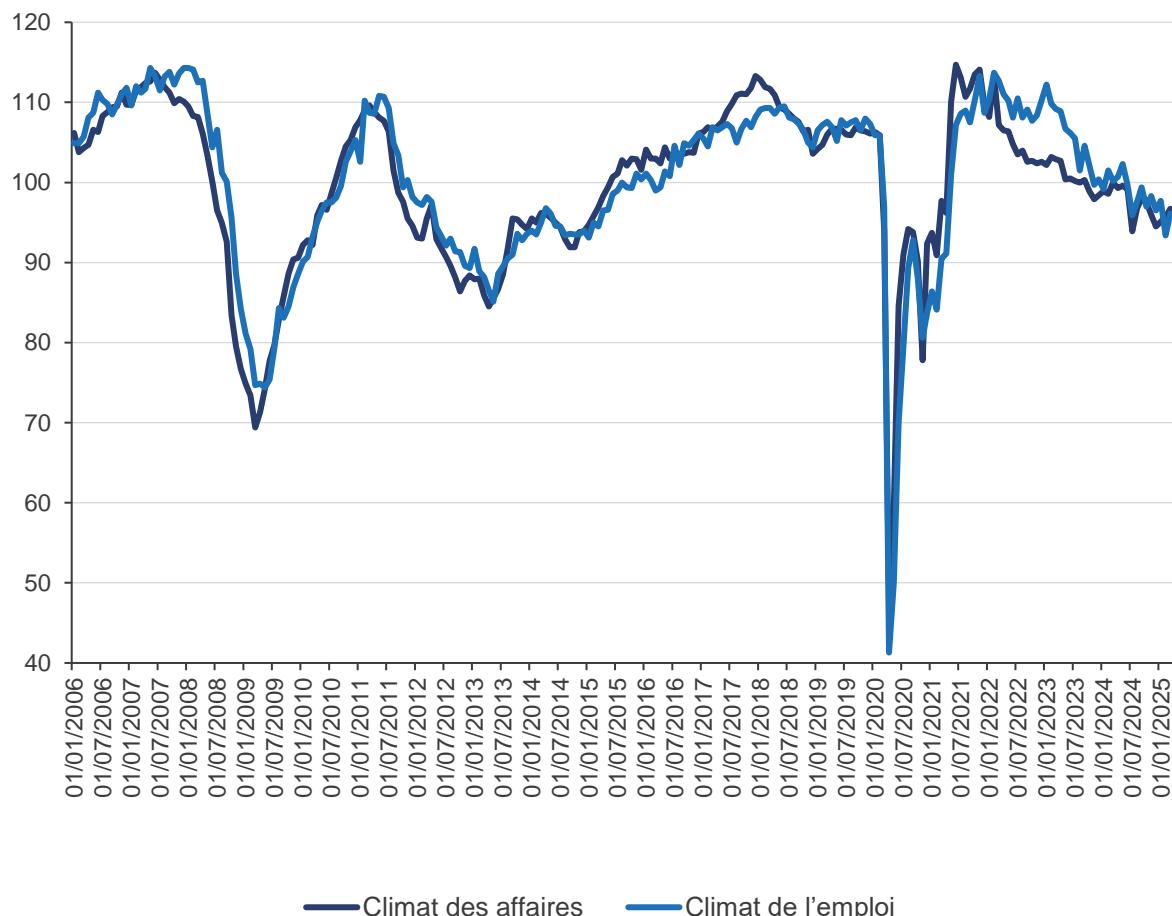
⁴ À l'échelle de la zone euro, le taux de chômage s'est stabilisé autour de 6,5 % en 2023, confirmant la capacité du marché du travail à absorber les effets du ralentissement économique. L'Allemagne a toutefois montré des signes de fragilité, avec une hausse modérée du chômage dans l'industrie.

alors que celui des moins de 30 ans a reculé moins fortement (-25 800 sur un an) que celui des 30-54 ans (-103 900 emplois).

Les derniers développements économiques en France en ce début d'année 2025 confirment un contexte économique en demi-teinte, en proie à de fortes incertitudes sur le plan national mais surtout sur le plan international. Les dernières enquêtes de conjoncture témoignent de cette réalité.

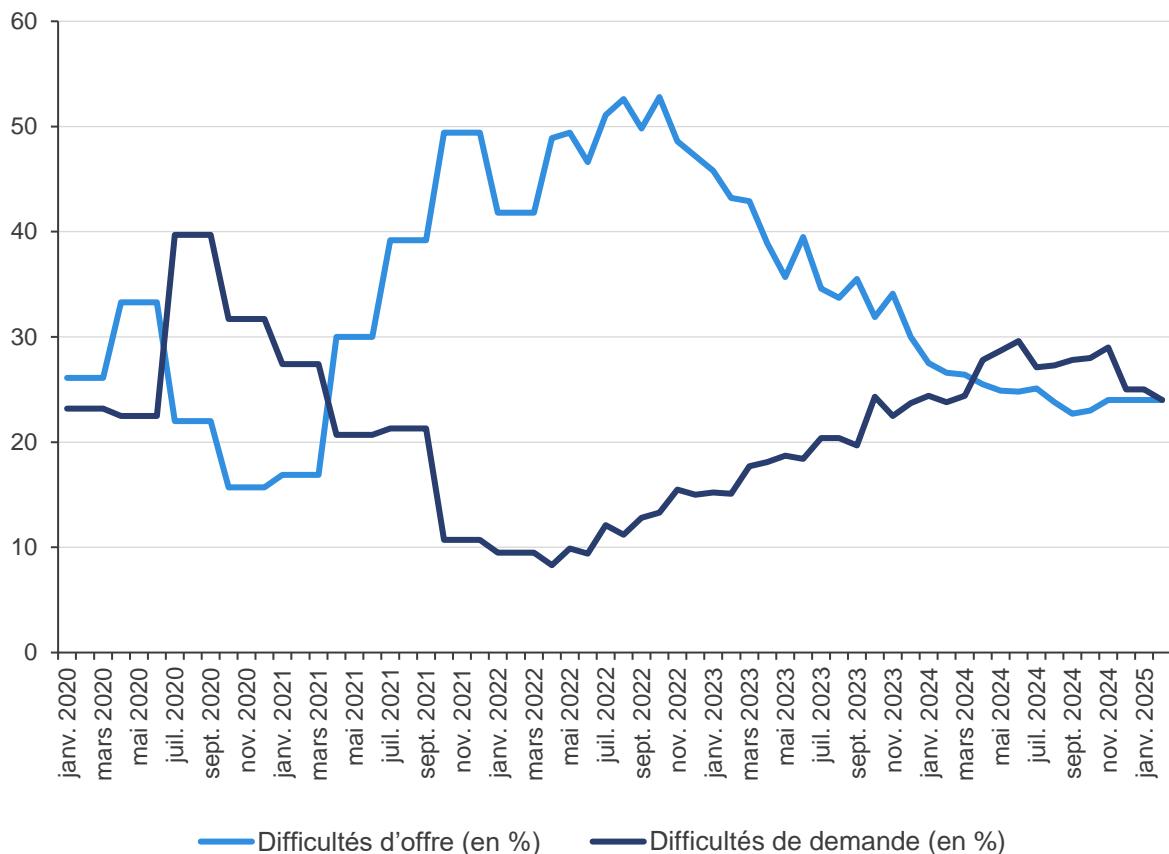
C'est donc dans un environnement économique (et politique) fragile que ce rapport annuel analyse en profondeur l'évolution de la productivité du travail en France et de sa compétitivité par rapport à ses principaux partenaires commerciaux, qui est l'objet des Chapitres 1 et 2 respectivement.

**Graphique 1 – Climat des affaires et de l'emploi issus des enquêtes de conjoncture
(indice, moyenne de longue période 100)**



Source : Insee

Graphique 2 – Difficultés d'offre et de demande dans l'industrie (en pourcentage)



Lecture : en février 2025, 24 % des industriels ont rencontré à la fois des difficultés d'offre et de demande. La dernière observation a été effectuée en février 2025.

Source : Insee, enquête de conjoncture dans l'industrie

Derrière les facteurs conjoncturels de l'évolution de la productivité se cache une tendance de fond tirée par des facteurs structurels. Plusieurs études récentes se sont penchées sur ce décrochage de la productivité du travail en Europe et sur l'écart de productivité entre l'Europe et les États-Unis. Parmi les travaux présentés dans le Chapitre 2, le facteur structurel qui est régulièrement mis en avant est le sous-investissement dans les technologies de l'information et des communications (TIC) en Europe par rapport aux États-Unis. À titre d'exemple, Bock *et al.* (2024)¹ rapportent que la quantité de capital en TIC par emploi en 2019 était cinq fois supérieure aux États-Unis par rapport à l'Europe, et trois fois supérieure en ce qui concerne le capital immatériel par emploi. Pour ces mêmes auteurs, les moindres gains de productivité en

¹ Bock S., Elewa A., Guillou S., Napoletano M., Nesta L., Salies E. et Treibich T. (2024), « [Le décrochage européen en question](#) », *OFCE Policy brief*, n° 128, 16 mai.

Europe relativement aux États-Unis s'expliquent par « une moindre intensité capitaliste en matériel des technologies de l'information et des communications (TIC) d'une part, et en actifs immatériels d'autre part¹ ». Bergeaud (2024)², quant à lui, met surtout en avant une politique d'innovation inadéquate, caractérisée par un sous-investissement dans la recherche et développement (R & D) de la part des entreprises européennes et une spécialisation dans la « middle-tech » plutôt que dans la « high-tech », porteuse de davantage de gains de productivité.

Sur cette base, nous analysons dans le Chapitre 3 l'impact des TIC, et plus généralement la digitalisation (incluant la robotique) en utilisant l'enquête sur l'investissement menée par la Banque européenne d'investissement (EIBIS), qui porte sur environ 12 000 entreprises dans les 27 pays de l'Union européenne (UE) et 800 entreprises aux États-Unis. Non seulement les résultats de cette enquête confirment le retard accusé par l'UE et la France dans l'adoption des nouvelles technologies par rapport aux États-Unis, mais l'analyse empirique discutée dans ce chapitre montre que les gains de productivité (du travail et globale des facteurs) sont non négligeables.

Il est donc impératif pour l'Europe et la France de rattraper leur retard dans l'adoption des TIC par un investissement ciblé et substantiel. L'enjeu est donc de taille. Or, comme le rappelle Draghi (2024)³, l'Europe est largement passée à côté de la révolution numérique portée par Internet et les gains de productivité qu'elle a engendrés tandis que l'UE reste encore faible dans les technologies émergentes qui seront les moteurs de la croissance future. Parmi les cinquante plus grandes entreprises technologiques mondiales, seules quatre sont européennes. L'UE entre dans une période inédite de son histoire récente où la croissance ne sera plus soutenue par l'augmentation de la population. Selon Draghi (2024), « d'ici 2040, la population active devrait diminuer d'environ 2 millions de travailleurs par an. Il sera donc nécessaire de s'appuyer davantage sur les gains de productivité pour stimuler la croissance. Si l'UE maintenait son taux moyen de croissance de la productivité enregistré depuis 2015, cela suffirait tout juste à maintenir le PIB constant jusqu'en 2050 – et ce, à un moment où l'UE doit faire face à une série de nouveaux besoins d'investissement qu'il faudra financer par une croissance accrue⁴ ».

¹ *Ibid.*, p. 1.

² Bergeaud A. (2024), *Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity*, ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.

³ Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness*, *Part A – A Competitiveness Strategy for Europe* et *Part B – In-depth Analysis and Recommendations*, septembre.

⁴ *Ibid.*, p. 1.

CHAPITRE 1

LA PRODUCTIVITÉ DU TRAVAIL

DEPUIS LA PANDÉMIE DE COVID-19

Ce chapitre présente une analyse des récentes évolutions de la productivité apparente du travail par rapport à la période d'avant la pandémie de Covid-19. Une première section compare les évolutions de la productivité apparente du travail (par tête et par heure travaillée) des plus importantes économies européennes et des États-Unis, ces derniers faisant figure de modèles en matière de croissance de la productivité apparente du travail. L'analyse dans cette section pose notamment la question du rôle joué par les facteurs conjoncturels et par les évolutions du temps de travail dans la mesure de la productivité apparente du travail.

Une deuxième section se concentre sur le cas français, et propose une décomposition par branche des variations de la productivité apparente du travail, toujours en se concentrant sur la comparaison entre le dernier trimestre 2019 et le premier trimestre 2024 (dernier point d'observation disponible au moment où l'étude a été effectuée).

Une troisième section s'interroge sur les raisons potentielles du décrochage de la productivité du travail par tête dans les secteurs marchands (non agricoles), non plus par rapport à la fin de 2019 mais par rapport à sa tendance pré-Covid (soit 2010-2019). À partir de la littérature empirique récente, cette troisième section offre trois innovations : elle actualise les études précédentes sur la base de la nouvelle version des comptes nationaux (en base 2000), elle discute la sensibilité des résultats à certaines hypothèses utilisées ; et elle analyse les causes de ce décrochage au niveau des branches d'activité. En raison des difficultés de mesure des heures effectivement prestées lors du télétravail ou pour les non-salariés, l'analyse dans les sections 2 et 3 du présent chapitre porte sur le seul concept de la productivité apparente du travail par tête (Encadré 1).

Encadré 1 – Calcul de la productivité apparente du travail

La productivité apparente du travail rapporte la richesse créée au facteur travail. Elle est calculée à partir de la valeur ajoutée brute en volume (pour une branche d'activité) ou du PIB en volume (pour l'ensemble de l'économie), que l'on divise soit par l'emploi total (salarié et non-salarié), soit par le nombre d'heures travaillées :

$$\text{Productivité apparente du travail par tête} = \frac{\text{valeur ajoutée ou PIB}}{\text{emploi total}}$$

$$\text{Productivité apparente du travail horaire} = \frac{\text{valeur ajoutée ou PIB}}{\text{nombre d'heures travaillées}}$$

La première partie de ce Chapitre 1 s'intéressera aux évolutions des deux mesures de productivité (par tête et par heure), tandis que la deuxième partie utilisera uniquement la productivité apparente du travail par tête au niveau des branches.

Tenant compte de l'impact du changement de l'année de base 2020 dans les comptes nationaux (voir [Annexe 1](#)), la section 3 du présent chapitre met en lumière trois éléments principaux. D'une part, l'écart du niveau de la productivité apparente du travail par tête par rapport à sa tendance pré-Covid (soit 2010-2019) a été réduit de près de 3 points, n'étant plus désormais que de 5,9 % (contre 8,5 % estimés dans les études parues en 2023). D'autre part, il ressort que ce sont les secteurs du commerce, de la construction, des autres branches industrielles et des services immobiliers qui contribuent le plus au décrochage de la productivité apparente du travail française par rapport à la tendance pré-Covid. Ensuite, malgré toute la prudence qu'impose l'approche comptable utilisée, celle-ci suggère que l'apprentissage, l'effet de composition de la main-d'œuvre ainsi que la rétention de l'emploi restent les principaux facteurs d'explication du décrochage de la productivité française, tant au niveau agrégé que des secteurs d'activité. La part inexpliquée par ces facteurs reste de l'ordre de 2,5 points, soit 40 % du décrochage de la productivité.

1. Comparaison internationale : état des lieux depuis 2019

1.1. Une dynamique européenne en décrochage par rapport aux États-Unis

Un rebond inégal de la productivité par tête

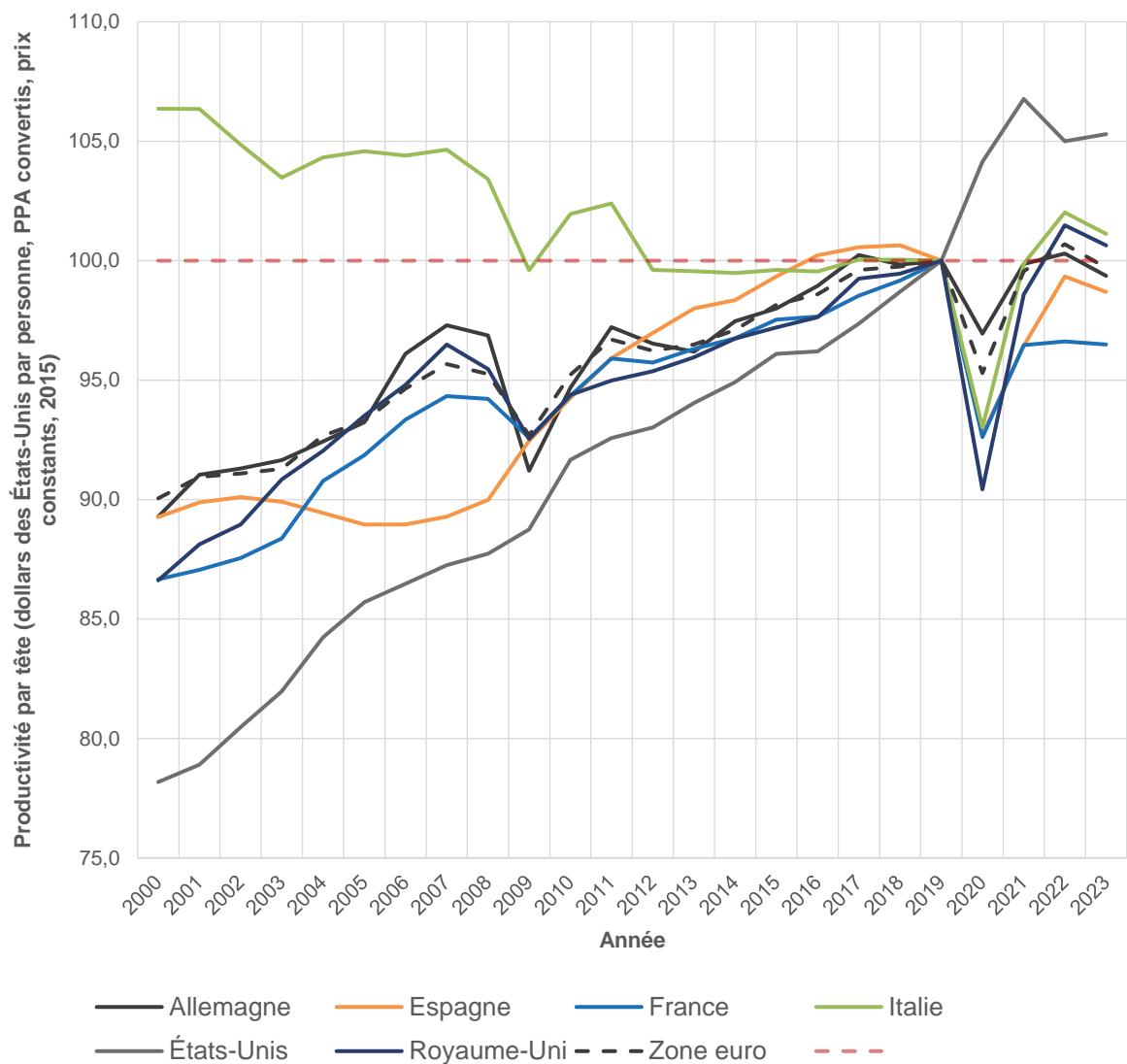
Après une chute sévère en 2020 liée à la pandémie de Covid-19, la productivité apparente du travail a ensuite renoué avec la croissance pour la zone euro, et plus spécifiquement les grandes économies européennes à l'exception de la France, ainsi que pour les États-Unis. Cependant, si l'économie états-unienne a rattrapé ses pertes, ce n'est pas le cas des économies européennes, à l'exception de l'Italie et du Royaume-Uni. Plus particulièrement, la France, l'Allemagne et l'Espagne – tout comme la zone euro dans son ensemble – ont vu leur productivité par tête décrocher par rapport à la tendance pré-Covid. L'Allemagne a à peine atteint en 2023 son niveau de 2019 avant de connaître un retour à la baisse, baisse constatée également dans les autres économies européennes hormis en France où la productivité par tête stagne. De ce fait, la France n'a toujours pas retrouvé son niveau de productivité par tête de 2019. En 2023, celui-ci y était de 3,5 % inférieur à ce qu'il était en 2019. À l'inverse, l'Italie et le Royaume-Uni affichent une meilleure performance : même si leur productivité par tête est repartie à la baisse, ce sont les seules économies européennes à avoir dépassé le niveau d'avant la crise sanitaire.

Ainsi, comme le montre le Graphique 1, en 2023 la productivité apparente du travail par tête excède son niveau de 2019 de 1,1 % en Italie et de 0,6 % au Royaume-Uni, tandis que l'Allemagne, l'Espagne et la France se situent respectivement 0,6 %, 1,3 % et 3,5 % sous leur niveau de 2019. Par contraste, les États-Unis n'ont connu aucun décrochage. Non seulement le rythme tendanciel de croissance était déjà supérieur à celui des économies européennes depuis 2009, et s'est accéléré au lendemain de la crise du Covid-19 – passant d'un taux de croissance annuel moyen de 0,9 % sur la période 2010-2019 à 1 % sur la période 2019-2023 –, mais la productivité par tête états-unienne se situe désormais 5,3 % au-dessus de son niveau de 2019.

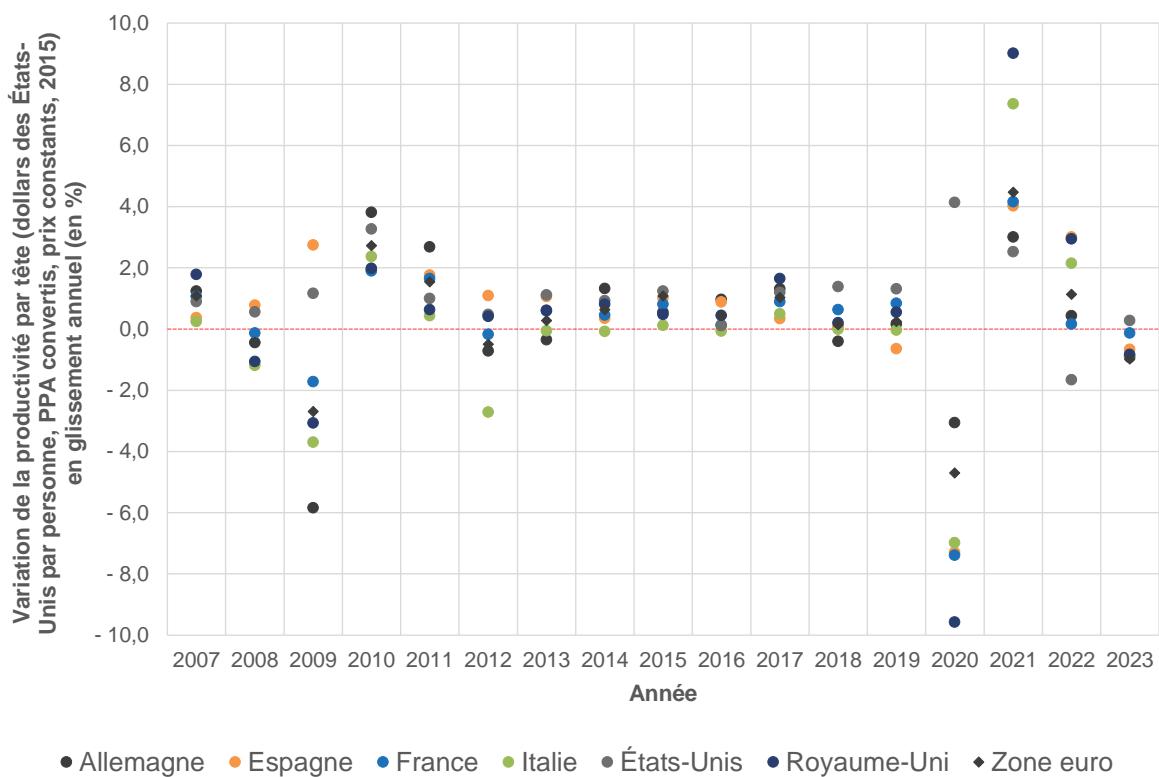
Comme le montre le Graphique 2, les variations de la productivité apparente du travail par tête en 2023 confirment les performances relatives des pays depuis 2019 : après un rattrapage partiel en 2021 (+ 4,2 % après une chute de 7,4 %), la productivité par tête en France a très peu évolué (+0,2 % en 2022 et -0,1 % en 2023). Étant donné la mauvaise performance des autres grandes économies européennes, qui affichent toutes un recul en 2023, la France est, pour cette année-là, le pays pour lequel elle recule le moins.

À titre de comparaison, le recul a été 1 % dans la zone euro. Ce constat est néanmoins à mettre en perspective avec la croissance de 0,3 % observée aux États-Unis.

Graphique 1 – Productivité par tête (indice base 100 en 2019)



Source : OCDE ; calculs CNP

Graphique 2 – Variation annuelle de la productivité par tête

Source : OCDE ; calculs CNP

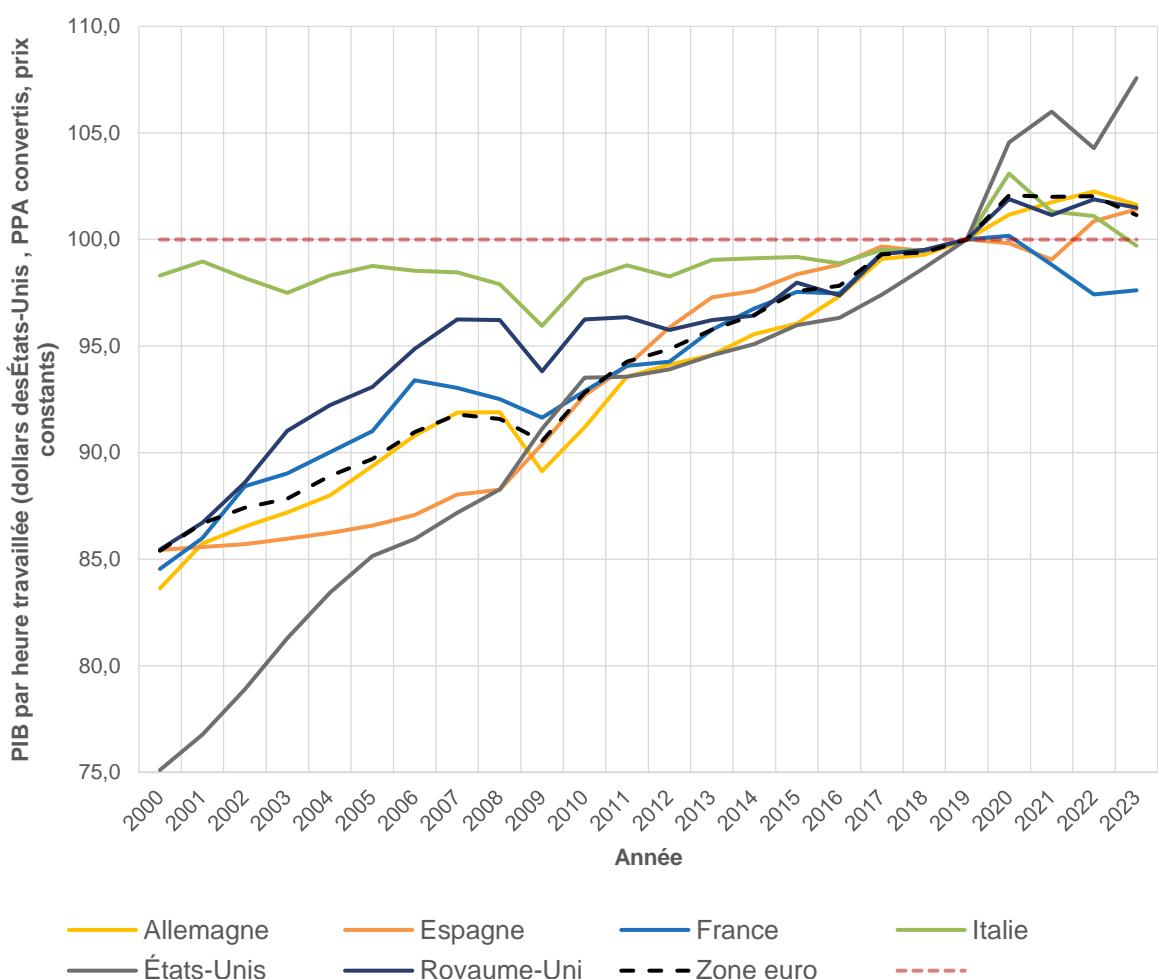
Une évolution de la productivité horaire contrastée

Le constat est légèrement différent en ce qui concerne la productivité apparente du travail par heure travaillée. Premièrement, pour des raisons comptables, on ne retrouve pas la chute liée à la crise du Covid-19 en 2020 pour les économies européennes. En raison du confinement et du chômage partiel, une grande partie des travailleurs s'est retrouvée toujours employée mais sans participer à la production, c'est-à-dire sans effectuer d'heures : le nombre d'emplois est donc resté stable, pour une production qui s'est effondrée, tandis que les heures travaillées ont également chuté, ce qui explique la relative stabilité de la productivité horaire des économies européennes.

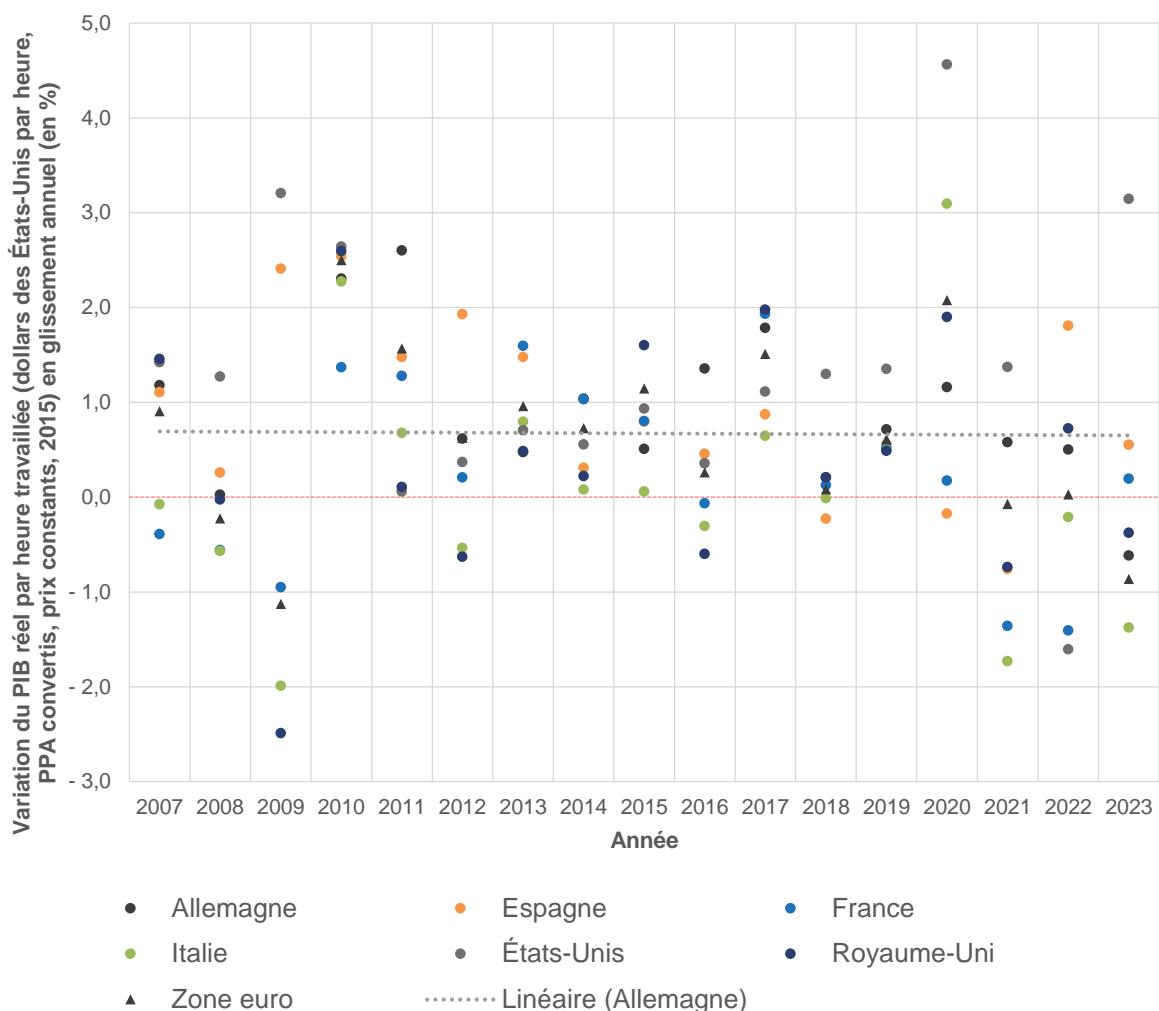
Ensuite, l'Allemagne et l'Espagne, dont la productivité par tête était inférieure en 2023 à son niveau de 2019, ont une productivité horaire supérieure en 2023 à son niveau de 2019, respectivement de 1,6 % et 1,4 %. À l'inverse, la productivité horaire en Italie, après l'avoir dépassé, est redescendue sous son niveau de 2019 à hauteur de 0,3 %, alors qu'en termes de productivité par tête, l'Italie est la seule économie avec le Royaume-Uni à se situer au-dessus de son niveau de 2019.

Cependant, en ce qui concerne les États-Unis et la France, le constat reste le même : alors que les États-Unis connaissent une accélération de la productivité horaire, celle-ci s'établissant en 2023 à un niveau supérieur de 7,6 % à celui de 2019, la France connaît un déclin puis une stagnation de sa productivité horaire, se situant en 2023 à 2,4 % sous son niveau de 2019. En effet, pour les États-Unis, la croissance de la productivité horaire a atteint 3,1 % en 2023 par rapport à 2022, tandis qu'en France cette croissance n'était que de 0,2 %. L'Espagne (+0,6 %) affiche la meilleure performance des grandes économies européennes. De fait, comme pour la productivité par tête, la majorité des autres grandes économies européennes ont connu un recul de leur productivité horaire entre 2022 et 2023, allant de -0,4 % pour le Royaume-Uni à -1,4 % pour l'Italie (Graphiques 3 et 4).

Graphique 3 – Productivité horaire (indice base 100 en 2019)



Source : OCDE ; calculs CNP

Graphique 4 – Variation annuelle de la productivité horaire (en pourcentage)

Source : OCDE ; calculs CNP

1.2. Une hétérogénéité entre pays liée au temps travaillé mais aussi au taux d'emploi

Comme on l'a vu, selon que l'on observe la productivité apparente du travail par tête ou par heure travaillée, le constat peut être très différent. De fait, dans la mesure où la productivité du travail correspond au ratio de la valeur ajoutée par la quantité de travail effectué, la mesure de ce dernier peut jouer un rôle dans l'évolution de la productivité du travail. À cette fin, Garnier et Zuber (2023)¹ proposent une mesure élargie de la

¹ Garnier O. et Zuber T. (2023), « [Une mesure de l'efficacité dans l'utilisation des ressources en main-d'œuvre : au-delà de la productivité](#) », *Billet Bloc-notes Éco*, n° 328, Banque de France, 15 novembre.

productivité du travail en rapportant le PIB en volume à la population en âge de travailler et non seulement à l'emploi total.

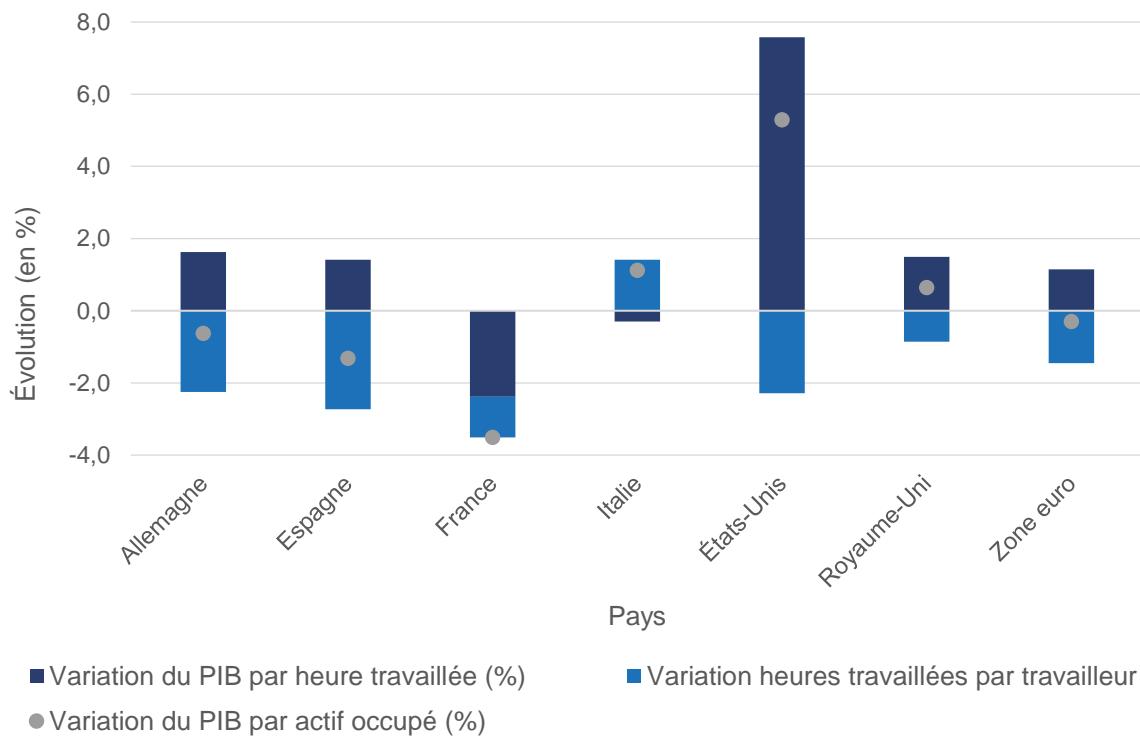
Garnier et Zuber (2023) mettent en lumière la contribution de la progression du taux d'emploi au recul de la productivité française. Défendant que « une économie où seuls les individus les plus qualifiés seraient employés (les autres étant inactifs ou au chômage) serait faussement plus “productive” que les autres¹ », ils proposent d'élargir la mesure usuelle de la productivité apparente du travail afin de mieux rendre compte de l'efficacité productive de l'économie. Il s'agit alors de ne plus rapporter le PIB à la seule population employée ou au total des heures travaillées, mais à la population en âge de travailler. Cette nouvelle mesure change le constat : de celui d'un recul de la productivité horaire française (-1,1 % par an entre fin 2019 et mi-2023), on passe à celui d'une légère augmentation de la production par personne en âge de travailler (+0,4 % par an sur la même période), mettant ainsi en lumière l'effet des évolutions de l'emploi et par conséquent du total des heures travaillées sur les variations de la productivité apparente du travail française. En corrigéant ainsi la mesure de la productivité apparente du travail, la spécificité française disparaît, reflétant le rôle joué par la hausse de l'emploi.

Le Graphique 5 illustre le rôle joué par les variations des heures travaillées par travailleur, qui expliquent l'écart entre la productivité par tête et la productivité horaire. Ainsi, entre 2019 et 2023 la France connaît un net recul de la productivité apparente du travail, quelle que soit la mesure de productivité considérée. Du fait du recul des heures travaillées par travailleur sur la période (-1,1 %), la productivité horaire diminue moins que la productivité par tête.

Pour l'Allemagne et l'Espagne, ce phénomène explique que les deux mesures de la productivité n'évoluent pas dans le même sens. Pour les États-Unis et le Royaume-Uni, c'est le recul du temps de travail (respectivement -2,3 % et -0,9 %) qui explique la croissance de la productivité apparente du travail. Celle-ci apparaît plus forte lorsqu'on la rapporte aux heures travaillées que lorsqu'elle est rapportée aux actifs occupés. Enfin, l'Italie est le seul pays du champ d'étude pour lequel les heures travaillées par travailleur augmentent sur la période (+1,4 %). Par conséquent, alors que la productivité par tête croît sur la période, la productivité horaire diminue.

¹ *Ibid.*, p. 3.

Graphique 5 – Contribution de la variation des heures travaillées par travailleur sur la mesure de la productivité apparente du travail : évolution entre 2019 et 2023 (en pourcentage)



Source : OCDE ; calculs CNP

En définitive, la hausse du temps travaillé par travailleur fait plus que compenser la hausse de la productivité par travailleur. À l'inverse, dans les autres économies présentées dans le Graphique 5, c'est l'évolution du temps de travail qui accroît l'efficacité productive des travailleurs. La productivité des travailleurs rapportée au temps passé à travailler est plus grande que la productivité par tête.

1.3. Le cycle conjoncturel explique en partie la baisse de productivité

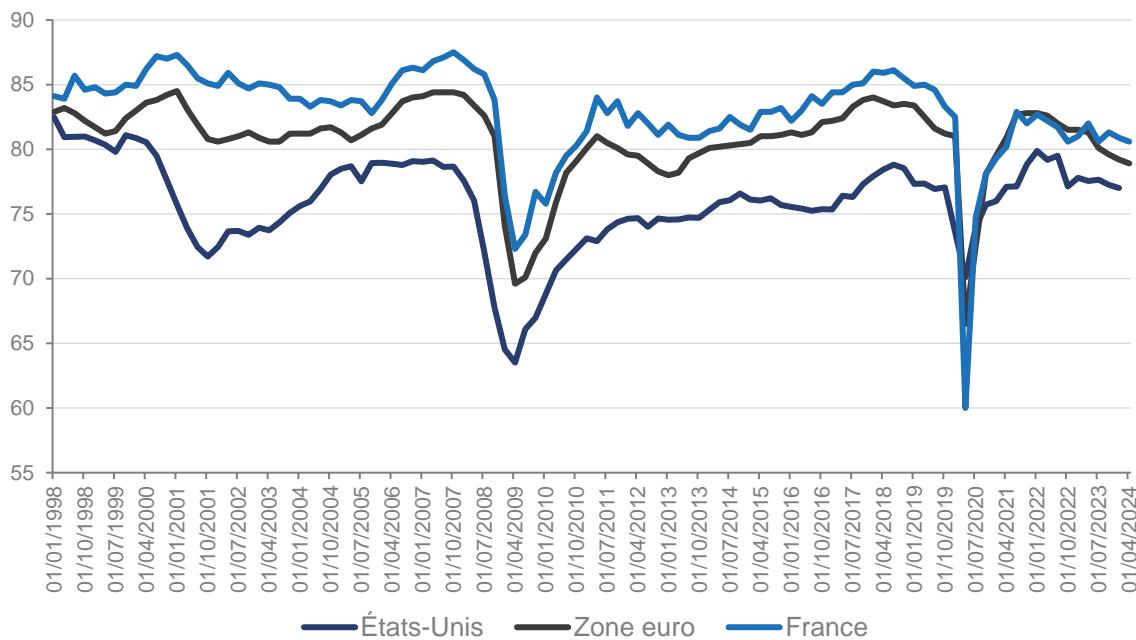
Parmi les facteurs d'explication possibles de ce ralentissement de la productivité apparente du travail, il y a d'abord le facteur conjoncturel, comme en témoigne le taux d'utilisation des capacités de production¹ (Graphiques 6 et 7).

¹ Le taux d'utilisation des capacités de production (machines et équipements) est égal au ratio entre les capacités de production effectivement mobilisées pour la production et l'ensemble des capacités de production potentiellement disponibles à une date donnée et mesurée sur la base d'enquêtes.

Après avoir fortement chuté lors de la crise en 2020, le taux d'utilisation des capacités de production est remonté dans tous les pays à la fin de la période de confinement. Aux États-Unis, il surpasse ainsi dès la mi-2022 les niveaux atteints en 2019, avant de reculer ensuite et se stabiliser à un niveau encore élevé. En France et dans la zone euro, le taux d'utilisation des capacités retrouve son niveau d'avant-crise au même moment, avant de décroître également. Les niveaux atteints dans les pays européens (et dans la zone euro dans son ensemble) à la fin de 2023 et du premier trimestre 2024 étaient tous inférieurs de plus d'un point (Italie, Espagne) à près de 3 points (Allemagne, France) à leur niveau de fin 2019¹.

Selon Askenazy *et al.* (2024)², sur l'ensemble du décrochage de productivité du travail en France par rapport à sa tendance d'avant-crise, environ 1 point est commun à l'ensemble des pays européens et peut s'expliquer par des facteurs partagés.

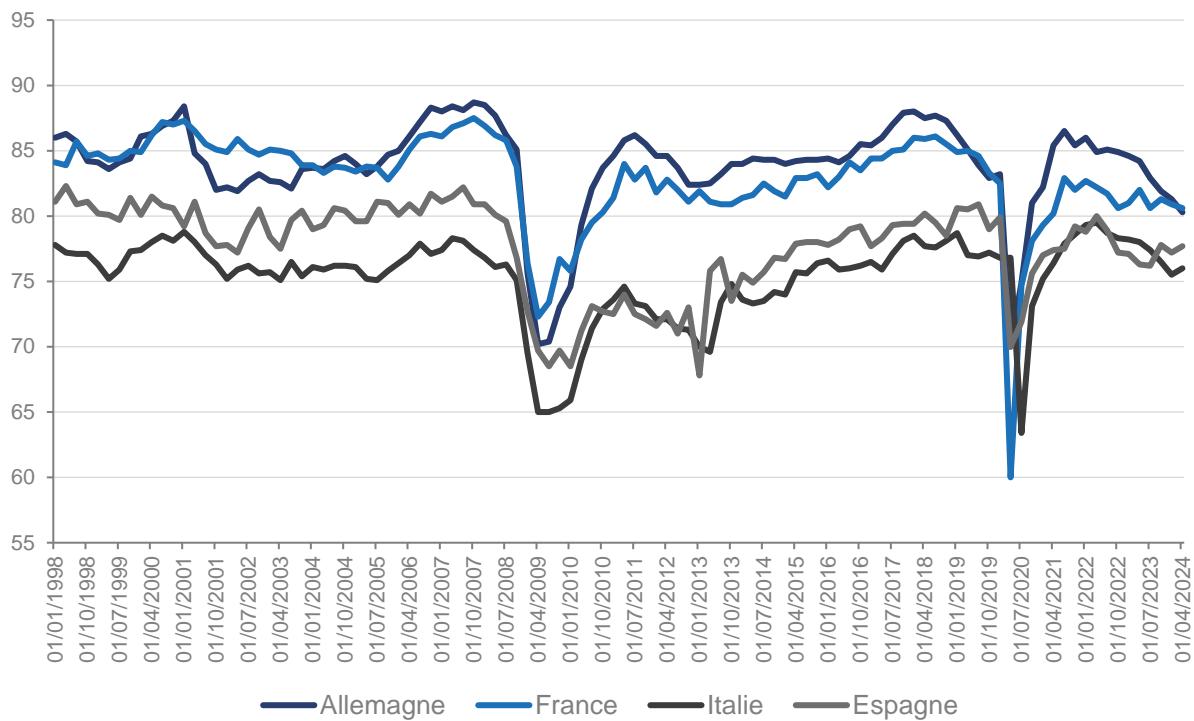
Graphique 6 – Taux d'utilisation des capacités de production (en %) : Europe et États-Unis



Source : OECD MEI, *Business Tendency Surveys (Manufacturing)*, Capacity Utilisation, Rate of Capacity Utilisation, National Indicator, SA

¹ Le niveau plus faible du taux d'utilisation des capacités aux États-Unis qu'en Europe reflète une différence dans la mesure. Voir Santacreu A.M. et Zhu H. (2018), « [Trends in capacity utilization around the world](#) », *The FRED Blog*, 9 avril.

² Askenazy P., Cupillard É., Houriez G., Jauneau Y. et Roucher D. (2024), « [À la recherche des gains de productivité perdus depuis la crise sanitaire](#) », *Blog de l'Insee*, 19 juillet.

Graphique 7 – Taux d'utilisation des capacités de production en Europe (en %)

Source : OECD MEI, *Business Tendency Surveys (Manufacturing), Capacity Utilisation, Rate of Capacity Utilisation, National Indicator, SA*

1.4. Le sous-investissement en capital et en R & D : principal responsable de la faiblesse de la productivité européenne par rapport aux États-Unis

Plusieurs études récentes se sont penchées sur ce décrochage de la productivité du travail en Europe depuis la pandémie de Covid-19. Parmi elles, celle menée par Bock *et al.* (2024)¹ de l'OFCE s'intéresse aux moindres gains de productivité en Europe par rapport aux États-Unis. Les auteurs expliquent ceux-ci par « une moindre intensité capitalistique en matériel des technologies de l'information et des communications (TIC) d'une part, et en actifs immatériels d'autre part » (p. 1). À titre d'exemple, en 2019 la quantité de capital en TIC par emploi est cinq fois supérieure aux États-Unis par rapport à l'Europe, et trois fois supérieure en ce qui concerne le capital immatériel par emploi. Ces écarts ont pu induire au moins une partie du récent décrochage européen dans la mesure où, comme l'écrivent les auteurs, « ces écarts béants en 2019 ne l'étaient pas autant en 2000 » (p. 1). Mais, comme le soulignent Bock *et al.* (2024), ce

¹ Bock S., Elewa A., Guillou S., Napoletano M., Nesta L., Salies E. et Treibich T. (2024), « [Le décrochage européen en question](#) », OFCE Policy brief, n° 128, 16 mai.

gap d'investissement qui se cache derrière l'écart de productivité européen par rapport aux États-Unis ne date pas de 2019, mais est beaucoup plus ancien.

De même, Lalinsky *et al.* (2024)¹ suggèrent que les dispositifs mis en place en Europe pour contrer les effets de la crise du Covid-19 ont freiné le processus de destruction créatrice et de réallocation des travailleurs vers les secteurs et les tâches où ils sont le plus productifs – processus censé avoir lieu lors des épisodes de récession. En effet, lors de ceux-ci les entreprises les moins productives sont censées disparaître, ne laissant que les entreprises les plus productives, ce qui augmente la productivité de l'économie par effet de composition et entraîne un mouvement des travailleurs vers des entreprises plus productives.

Pour tester leur hypothèse, Lalinsky *et al.* (2024) estiment une corrélation pour les différents pays européens de -0,34 entre la part des travailleurs en chômage partiel au pic de 2020 et la croissance de la réallocation du travail entre 2019 et 2020². Cela signifie que plus un pays a eu recours au chômage partiel, moins il a observé une croissance de la réallocation des travailleurs vers des emplois plus productifs. Par exemple, la Finlande et la Slovaquie, où cette réallocation a le plus augmenté entre 2019 et 2020, sont aussi deux des trois pays européens étudiés où le chômage partiel a couvert la plus petite portion d'employés (8 %)³. À l'inverse, l'Allemagne et la Croatie, où le chômage partiel a été le plus répandu, sont les deux pays où la réallocation productive du travail a connu la plus forte diminution. Cette entrave à la réallocation de l'emploi et de la production serait ainsi un facteur explicatif du manque de gains de productivité en Europe, et plus particulièrement dans les pays ayant le plus protégé l'emploi pendant la crise. À titre de comparaison, aux États-Unis, le taux de chômage est monté à 14,8 % en avril 2020. Cela a permis une forte réallocation des travailleurs au sein de l'économie et explique en partie le dynamisme des gains de productivité en sortie de crise aux États-Unis par rapport aux pays européens.

Enfin, Bergeaud (2024)⁴ propose une analyse des tendances passées, présentes et futures de la productivité européenne afin d'expliquer son décrochage vis-à-vis des

¹ Lalinsky T., Meriküll J. et Lopez-Garcia P. (2024), « [Productivity-enhancing reallocation during the Covid-19 pandemic](#) », *ECB Working Paper Series*, n° 2947.

² La réallocation productive du travail entre entreprises est estimée par les auteurs en régressant la croissance de l'emploi de l'entreprise sur sa productivité relative un an plus tôt. Celle-ci est mesurée comme l'écart de la productivité du travail de l'entreprise par rapport à la valeur médiane de son secteur d'activité.

³ Le troisième pays, la Lettonie, affiche pour sa part un fort ralentissement (-15 %) de la réallocation des travailleurs vers des emplois plus productifs. Elle représente une valeur aberrante dans le champ d'analyse.

⁴ Bergeaud A. (2024), [Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity](#), ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.

États-Unis, initié en 1970, accentué depuis 1995 et s'accélérant même depuis la crise du Covid-19. Après une analyse des tendances historiques de la productivité, et avant d'envisager les potentiels gains de productivité liés à l'intelligence artificielle et les risques liés à la transition climatique, il examine les différents facteurs explicatifs (conjoncturels et structurels) du décrochage actuel de la productivité européenne. Parmi les facteurs conjoncturels, il mentionne en particulier la perturbation des chaînes de valeur mondiales consécutive à la pandémie et la hausse des prix de l'énergie consécutive à la guerre en Ukraine qui, couplées avec un marché du travail tendu, conduisent à une rétention de main-d'œuvre¹ qui a pour conséquence que l'emploi réagit moins fortement que la production à des chocs négatifs. En utilisant des données Eurostat et de l'OCDE, il estime l'exposition au commerce international à partir de la part des importations venues des BRIICs (Brésil, Russie, Inde, Indonésie, Chine et Afrique du Sud) dans les consommations intermédiaires et le capital fixe par rapport au total des importations de ces biens par les entreprises dans un secteur et un pays donnés. Une augmentation de la proportion de ces importations venues des BRIICs par rapport au total réduirait la production du secteur donné de 1,4 %, quand les heures travaillées ne diminueraient que de 1 % et l'emploi de 0,8 %. Cela illustre dans une certaine mesure la fragmentation des chaînes de valeur. La réaction plus forte de la production par rapport à celle de l'emploi expliquerait donc un effet négatif sur la productivité. Par ailleurs, d'après l'indicateur de rétention de main-d'œuvre d'Eurostat², 15 % des entreprises en France et en Allemagne pratiqueraient de la rétention de main-d'œuvre, soit 5 points de pourcentage au-dessus du niveau d'avant-crise³.

En ce qui concerne les facteurs structurels, Bergeaud (2024) met surtout en avant une politique d'innovation inadéquate, caractérisée par un sous-investissement dans la recherche et développement (R & D) de la part des entreprises européennes et une spécialisation dans la « middle-tech » plutôt que dans la « high-tech », porteuse de davantage de gains de productivité. Le sous-investissement européen dans la R & D

¹ Phénomène où, face à une baisse de leur production, les entreprises n'ajustent pas proportionnellement leur quantité de travail, le plus souvent en raison de difficultés de recrutement et d'une anticipation d'un retour à la hausse de leur production.

² La Commission européenne a élaboré un nouvel indicateur de rétention de main-d'œuvre fondé sur le programme commun harmonisé d'affaires de l'Union européenne et enquêtes auprès des consommateurs (BCS). Ce nouvel indicateur combine les réponses des managers à deux questions d'enquête existantes, notamment concernant leurs attentes en matière d'emploi et d'activité. Plus précisément, l'indicateur indique la part d'entreprises qui s'attendent à une baisse de leur production, mais dont l'emploi devrait rester stable ou même augmenter. Voir Commission européenne (2023), « [European Business Cycle Indicators. A new survey-based labour hoarding indicator](#) », n° 66, juillet, pour une explication détaillée de la construction de cet indicateur.

³ Voir Bergeaud (2024). Ces résultats sont obtenus à partir du nouvel indicateur de la Commission européenne décrit dans la note de bas de page précédente.

se manifeste par un écart de taux d'investissement en R & D rapporté au PIB de près de 1 point entre l'Union européenne (avec 2,3 % en 2021) d'un côté et les États-Unis de l'autre. Quant à la spécialisation européenne dans la « middle-tech », comme l'automobile, la chimie et les transports, plutôt que la « high-tech », comme les logiciels, les ordinateurs et les biotechnologies, elle est visible dans la structure des investissements : plus de 50 % de l'investissement en R & D des entreprises européennes était situé dans le secteur « Fabrication de produits électroniques et optiques, d'équipements électriques, de véhicules automobiles et d'autres équipements de transport », contre seulement 30 % aux États-Unis. À l'inverse, seulement 9 % de l'investissement des entreprises européennes en R & D concernait les TIC, contre 27 % aux États-Unis. C'est ce que Bergeaud (2024) qualifie de *middle tech trap* (p. 29), correspondant à la spécialisation des entreprises européennes dans des technologies à plus faibles gains de productivité. Enfin, il souligne également un manque de collaboration entre l'écosystème universitaire et les entreprises, ainsi qu'un système financier européen plus frileux qu'aux États-Unis à soutenir les innovations à haut risque, l'industrie du capital-risque y étant sous-développée.

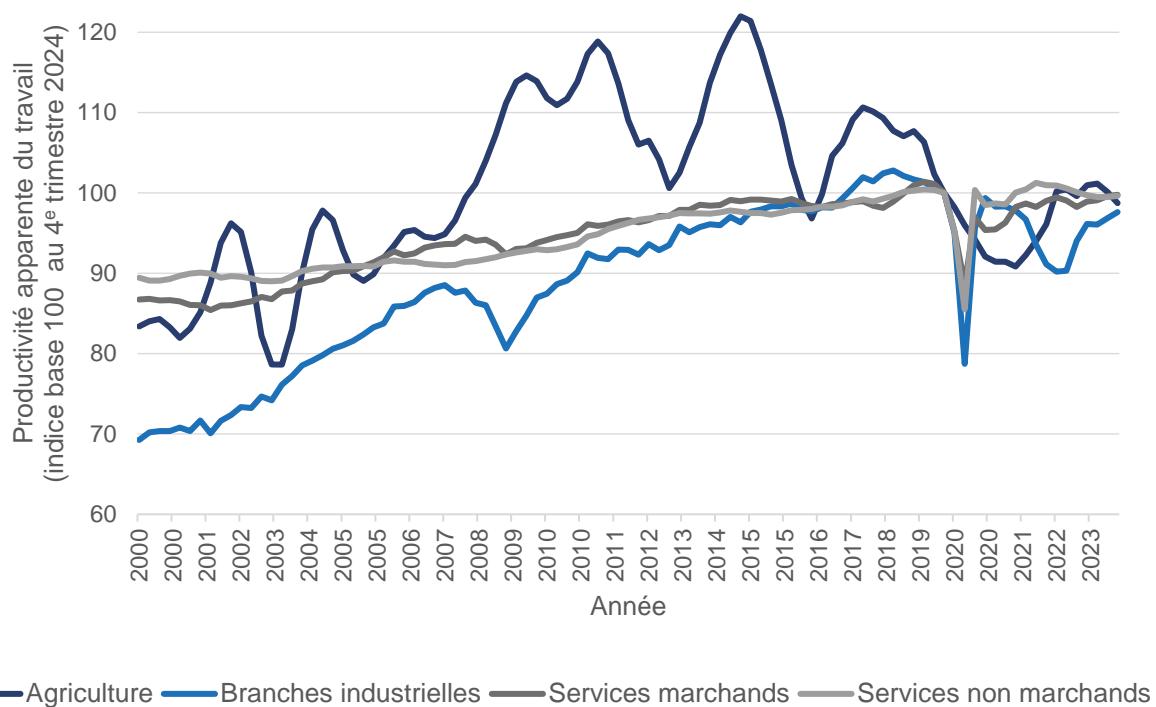
2. Le cas français : que se passe-t-il au niveau des branches¹ ?

2.1. Une tendance commune et des situations hétérogènes entre secteurs

Alors qu'elles affichaient une croissance soutenue de leur productivité jusqu'en 2020 – la plus forte parmi les quatre secteurs d'activité (agriculture, industrie, services marchands et services non marchands) –, les branches industrielles ont connu, après la forte chute en 2020, un second creux en 2022. Comme le montre le Graphique 8, le niveau de leur productivité a baissé de plus de 10 % en dessous de son niveau d'avant-crise. Depuis, la productivité des branches industrielles se redresse : elle se situe, au premier trimestre de 2024, 2,4 % en deçà de son niveau du dernier trimestre 2019. Les branches industrielles sont celles dont la productivité apparente du travail est au dernier trimestre 2023 la plus détériorée par rapport à son niveau d'avant-crise, 3,2 % en dessous de son niveau d'avant-crise.

¹ À partir de cette section, nous utilisons uniquement les données des nouveaux comptes nationaux trimestriels en base 2020 (voir [Annexe 1](#)).

Graphique 8 – Évolution de la productivité apparente du travail par tête en France



Source : Insee, *comptes nationaux base 2020*

Par contraste, la productivité dans les services, qu'ils soient marchands ou non, apparaît plus stable. La chute en 2020 y a été moins prononcée, et la productivité apparente du travail se rétablit progressivement depuis. Dans les services marchands, elle n'était au premier trimestre 2024 en dessous de son niveau du dernier trimestre 2019 que de 0,2 %, avec une hausse de 1,5 % sur l'année (glissement annuel). En ce qui concerne les services non marchands, la productivité de ceux-ci se situe 0,4 % en dessous de son niveau d'avant-crise, en raison d'une baisse de productivité au cours de l'année 2023. Elle avait en effet retrouvé son niveau d'avant-crise entre 2021 et début 2023. La productivité dans les services est finalement plus proche en 2024 de son niveau d'avant-crise qu'elle ne l'est dans l'industrie ou l'agriculture.

Malgré de fortes fluctuations, et bien que sujette à des chocs exogènes (notamment les aléas météorologiques et climatiques), l'agriculture affichait elle aussi une tendance croissante de sa productivité jusqu'en 2020¹. Pour la branche agricole, le choc négatif lié à la pandémie de Covid-19 a été plus étalé dans le temps, avec une chute de la

¹ Le coefficient de la tendance pour l'agriculture sur la période 2000-2019 est de 0,0039, soit une augmentation de 0,4 % par trimestre.

productivité plus progressive, atteignant un point bas au troisième trimestre 2021. Sa remontée a également été plus progressive : après s'être stabilisée autour de 2 % en dessous de son niveau d'avant-crise entre le troisième trimestre de 2022 et le troisième trimestre de 2023, la productivité apparente du travail par tête dans l'agriculture est repartie à la baisse. Au premier trimestre de 2024, elle se situe ainsi près de 4,5 % en deçà de son niveau du dernier trimestre 2019, soit un recul de 1 % entre le dernier trimestre 2022 et le dernier trimestre 2023.

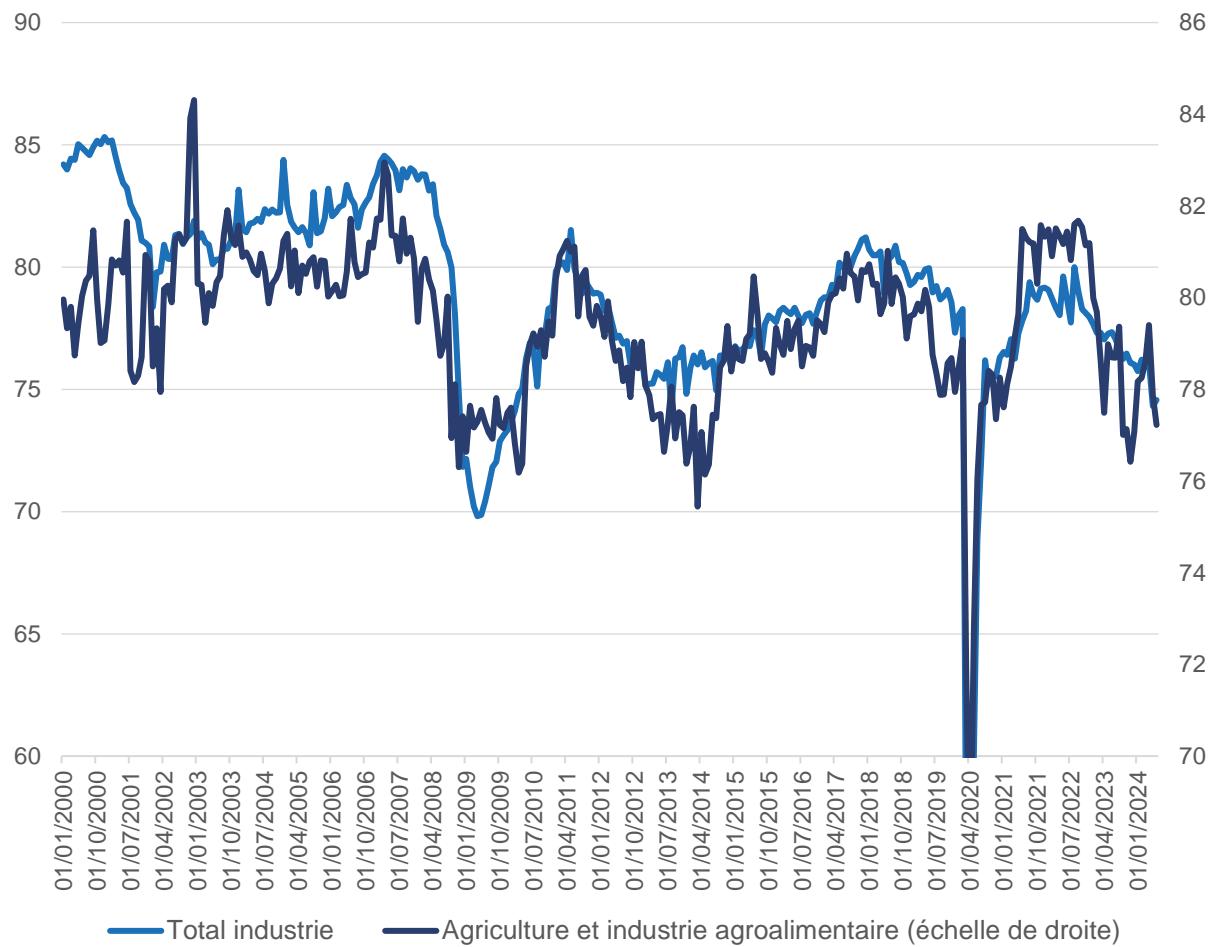
2.2. L'influence du cycle économique : un regard sur le taux d'utilisation des capacités de production

Ces différentes évolutions peuvent en partie être expliquées par une composante cyclique, qui se retrouve dans le taux d'utilisation des capacités de production. De fait, une baisse de la productivité implique ou bien une baisse de la valeur ajoutée non compensée par une baisse de l'emploi, ou bien une hausse de l'emploi supérieure à une possible hausse de la valeur ajoutée. Dans le premier cas, une baisse de la productivité va en général de pair avec une baisse du taux d'utilisation des capacités de production, et réciproquement.

Or, après un rattrapage consécutif à une forte chute de l'activité liée aux périodes de confinement lors de la crise du Covid-19 en 2020, le taux d'utilisation des capacités de production dans l'agriculture et l'agroalimentaire diminue depuis le dernier trimestre 2022. Après une légère remontée en 2023, ce taux est reparti à la baisse en 2024, atteignant les 77,2 % en juin 2024, en dessous des 81,6 % atteints en 2021, et des 79 % de février 2020, à l'aube de la crise. À titre de comparaison, la moyenne du taux d'utilisation des capacités de production dans l'agriculture et l'agroalimentaire entre 2010 et 2019 était de 79 %, soit près de 2 points de pourcentage de plus que la situation en juin 2024 (Graphique 9).

Il en va de même pour l'industrie, où la baisse est plus prononcée encore. Après un rattrapage similaire en 2021 à la suite de la chute de 2020, le taux d'utilisation des capacités de production est reparti à la baisse à compter de 2022. Par contraste avec l'agriculture, cette baisse est continue et atteint 5,5 points entre 2022 et 2024, le taux d'utilisation des capacités de production se situant à 74,5 % en juin 2024, bien en dessous des 77,9 % de moyenne entre 2010 et 2019 (Graphique 9).

Graphique 9 – Taux d'utilisation des capacités de production dans l'industrie et l'agriculture en France (en pourcentage)



Source : OECD MEI, *Business Tendency Surveys (Manufacturing), Capacity Utilisation, Rate of Capacity Utilisation, National Indicator, SA*

Toutefois, cette composante conjoncturelle n'explique pas à elle seule les évolutions de la productivité de ces secteurs, mais elle en représente un des facteurs. Par ailleurs, cette baisse du taux d'utilisation des capacités de production n'est pas spécifique à la France comme nous l'avons vu dans la section précédente. Il y a donc une spécificité française dans le décrochage de la productivité du travail depuis 2019 qui va au-delà de sa composante conjoncturelle. En outre, comme le secteur de l'industrie est composé de branches aux situations hétérogènes, il est utile d'examiner les évolutions de la productivité apparente du travail par tête en France à un niveau plus granulaire.

2.3. La productivité du travail en France depuis 2019 : le commerce et la construction tirent la productivité française vers le bas

La productivité apparente du travail par tête de certaines branches reste bien en deçà de son niveau pré-crise

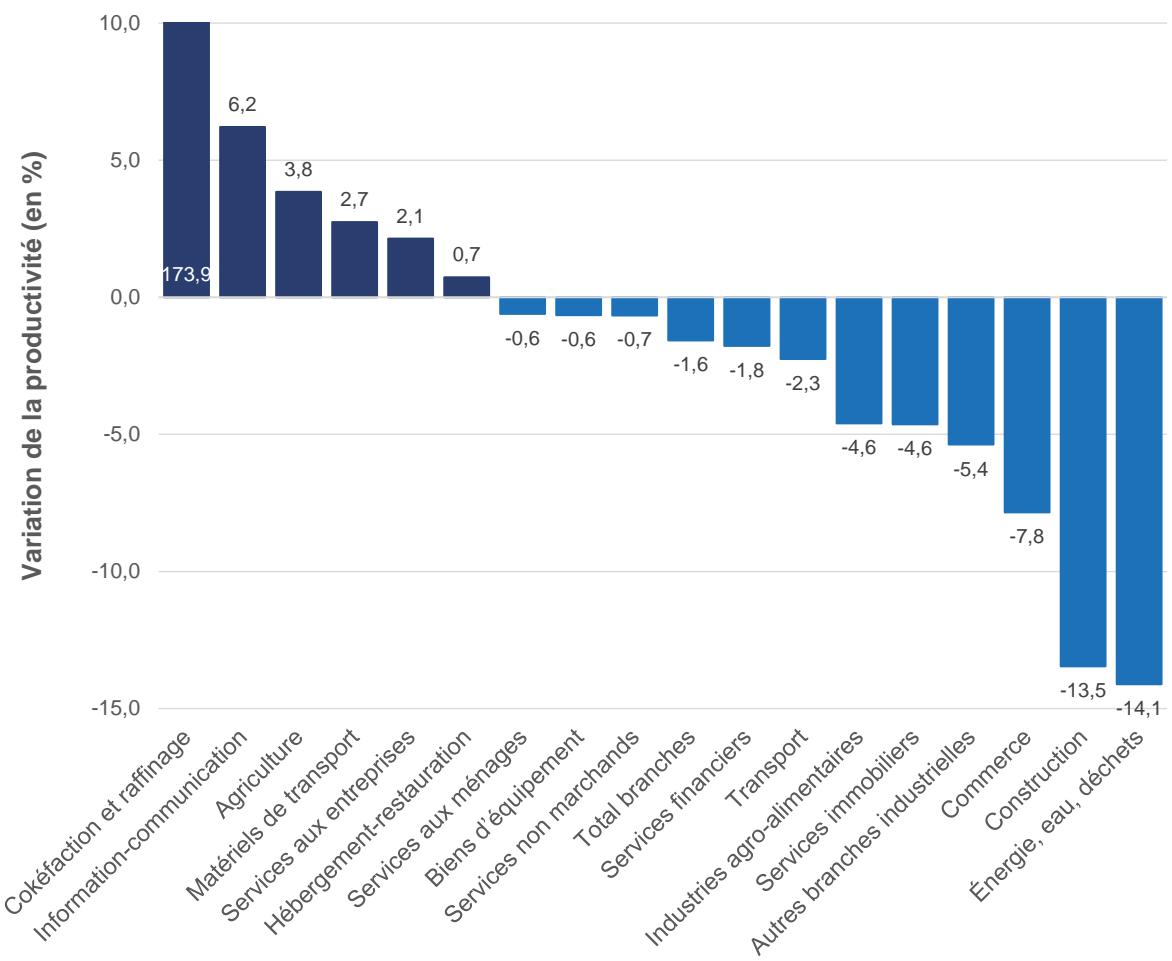
La productivité apparente du travail par tête de l'ensemble de l'économie française a augmenté de 1,1 % en glissement annuel en France en 2023 (c'est-à-dire entre le dernier trimestre 2022 et le dernier trimestre 2023). Cependant, si l'on compare la situation actuelle à celle d'avant-crise, c'est-à-dire le premier trimestre 2024 au dernier trimestre 2019, cette même productivité a diminué de 0,9 %.

Examiner le détail au niveau des branches (nous utilisons le niveau d'agrégation « A17 » dans lequel les comptes nationaux trimestriels sont publiés) permet de mieux appréhender l'évolution de la productivité apparente du travail, et d'identifier les facteurs qui contribuent à sa baisse sur la période 2019-2024. Notamment, comme le montre le Graphique 10, les branches de l'énergie (-14,1 % entre la fin 2019 et le premier trimestre 2024), de la construction (-13,4 %) et du commerce (-7,8 %) sont celles qui affichent un plus fort recul de la productivité sur la période. Parmi les explications potentielles, il y a certainement l'impact de l'arrêt de certaines centrales nucléaires pour l'énergie et la baisse d'activité pour le secteur de la construction (dans un contexte de ralentissement de cette branche).

À l'inverse, hormis la branche « cokéfaction et raffinage », très volatile et dont le poids dans la valeur ajoutée totale est très faible (moins de 0,1 %), les branches de l'information-communication (+6,2 %), de l'agriculture (+3,8 %), des matériels de transport (+2,7 %) et des services aux entreprises (+2,1 %) sont celles qui affichent la meilleure performance en matière de productivité apparente du travail entre le dernier trimestre 2019 et le premier trimestre 2024. Avec l'hébergement-restauration (+0,7 %), ces six branches sont les seules sur dix-sept à afficher une évolution positive sur la période.

Pour savoir quel est l'impact réel de chacune de ces branches sur la productivité de l'ensemble de l'économie, il faut pondérer les variations de celles-ci par leur poids dans l'économie (que ce soit en matière d'emploi, de valeur ajoutée). De fait, une forte variation au sein d'une petite branche, comme pour la branche « cokéfaction et raffinage », aura un effet moindre qu'une plus petite variation dans une branche importante de l'économie, comme le commerce.

Graphique 10 – Variation de la productivité apparente du travail au sein des branches en France entre le quatrième trimestre 2019 et le premier trimestre 2024 (en pourcentage)



Note : la variation de productivité apparente de la branche « cokéfaction et raffinage » est tronquée sur le graphique. Celle-ci est toutefois peu informative du fait de la forte volatilité et du poids économique faible de cette branche.

Source : Insee ; calculs CNP

La construction et le commerce sont les plus gros contributeurs au recul de la productivité

Pour obtenir la contribution de chaque branche au décrochage de la productivité apparente du travail de l'ensemble de l'économie, on pondère donc les variations de productivité par l'emploi (Encadré 2).

Encadré 2 – Décomposition de la variation de la productivité agrégée entre effet intra-branche et effet de structure de l'emploi

Pour ce faire, on peut décomposer comme suit :

$$\Delta \Pi_t = \Delta \sum_i \lambda_{i,t} \Pi_{i,t} = \sum_i (\lambda_{i,t} - \lambda_{i,t-h}) \Pi_{i,t-h} + \sum_i \lambda_{i,t-h} (\Pi_{i,t} - \Pi_{i,t-h})$$

où $\lambda_{i,t}$ donne le poids de la branche i dans l'emploi total à la période t , $\Pi_{i,t}$ la productivité de la branche i à la période t , Π_t la productivité agrégée à la période t , et h le nombre de retards (dans notre cas $h=20$, soit le nombre de trimestres séparant le quatrième trimestre 2019 du premier trimestre 2024).

Cette décomposition permet de distinguer un effet intra-branche pour chaque branche i : $\lambda_{i,t-h} (\Pi_{i,t} - \Pi_{i,t-h})$, lié aux évolutions de la productivité au sein de cette branche, et un effet inter-branches (ou effet de structure) $\sum_i (\lambda_{i,t} - \lambda_{i,t-h}) \Pi_{i,t-h}$, lié aux mouvements de l'emploi entre les branches.

En pratique, pour obtenir des contributions au taux de croissance de la productivité agrégée et non à sa variation absolue, les effets identifiés ci-dessus sont simplement divisés par la productivité agrégée en $t-h$, Π_{t-h} .

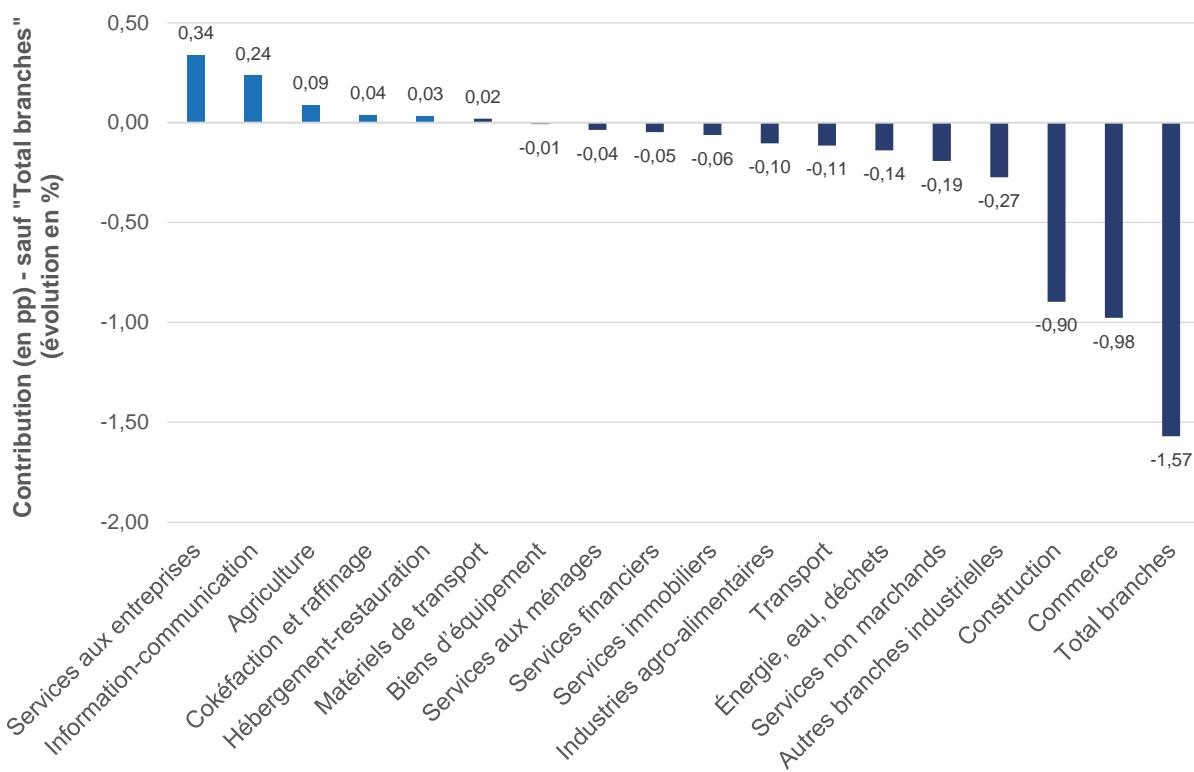
L'effet intra-branche donne la contribution des évolutions de performance des branches

Le Graphique 11 présente la contribution intra-branche de chacune des branches à l'évolution de la productivité apparente du travail de l'ensemble de l'économie. Du fait de la pondération, la branche « cokéfaction et raffinage », bien qu'en très forte croissance, ne contribue plus à l'évolution de la productivité totale qu'à hauteur de 0,04 point de pourcentage (pp). Les deux branches contribuant le plus fortement à la perte de productivité apparente sont donc le commerce, à hauteur de 1 point de pourcentage, suivi de la construction (-0,9 point de pourcentage). La troisième branche, les « autres branches industrielles », a une contribution plus modique, de 0,3 point de pourcentage.

Parmi les contributeurs positifs à l'évolution de la productivité apparente du travail totale, les services aux entreprises – qui représentent 15 % de l'emploi total et dont la productivité apparente du travail est en hausse de 2,1 % sur la même période de fin 2019 au premier trimestre 2024 – sont les plus importants, à hauteur de 0,3 point de pourcentage. C'est plus que la branche « information-communication » (+0,2 point de pourcentage), dont la hausse de la productivité apparente du travail par tête est pourtant plus importante (+6,2 %). Cela s'explique par un poids plus faible de cette branche (3 %

de l'emploi total) par rapport à celle des services aux entreprises. De même, alors que la branche « information-communication » a connu une évolution de sa productivité apparente du travail de même ampleur que celle du commerce, sa contribution est là encore moins importante car son poids dans l'emploi total est inférieur (3 % contre 15 %).

Graphique 11 – Contribution de l'effet intra-branche à l'évolution de la productivité apparente du travail par tête de l'ensemble de l'économie française entre le quatrième trimestre 2019 et le premier trimestre 2024 (en pourcentage)

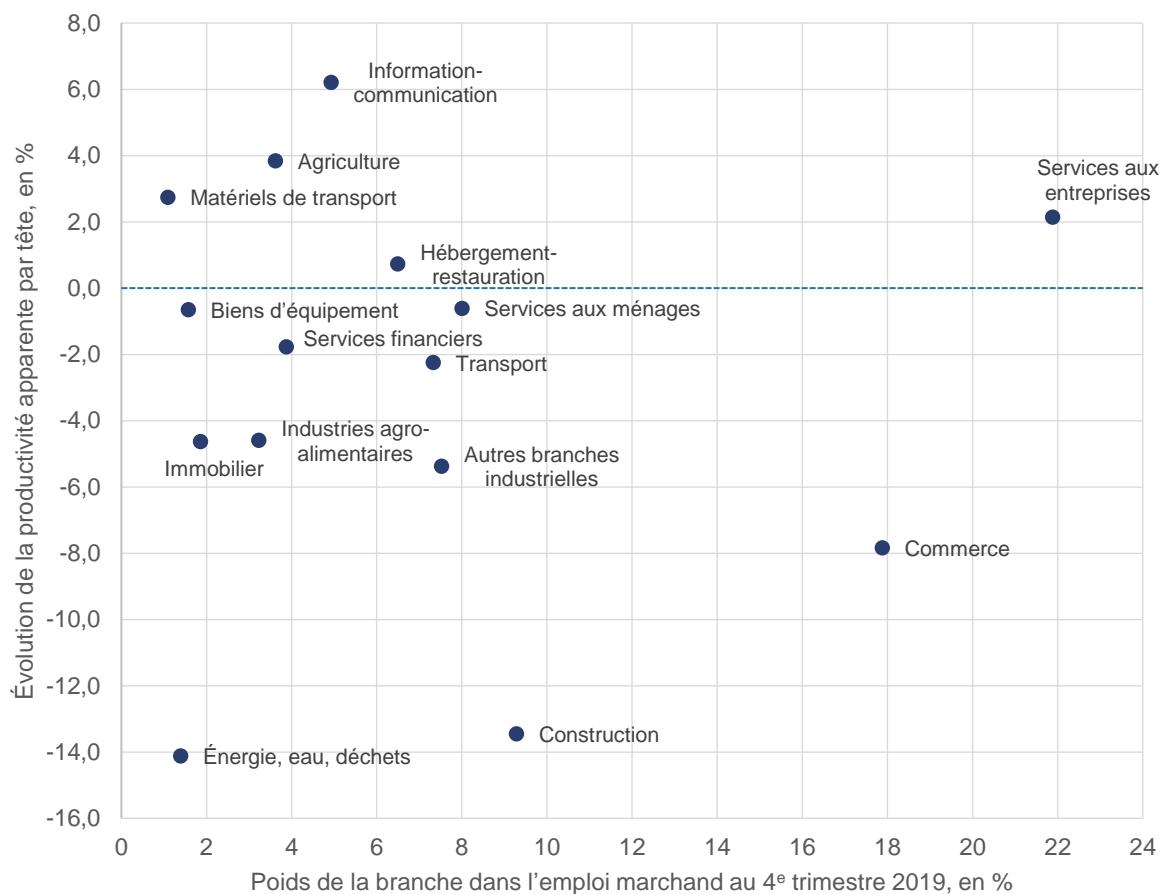


Note : la somme des contributions ici présentées n'est pas égale à l'évolution du total : cela est précisément l'indication d'un effet inter-branches de composition sectorielle.

Source : Insee ; calculs CNP

On comprend donc que les gains de productivité agrégés seront d'autant plus importants que des branches ayant un poids important dans l'emploi total gagnent en productivité et inversement. Le Graphique 12 met en lumière cet effet : la contribution des services aux entreprises et du commerce à la perte de productivité globale est d'autant plus importante que ces branches représentent une part très significative de l'emploi total. Inversement, les gains de productivité des matériels de transport et des services immobiliers ont peu d'effet sur la productivité apparente du travail globale, en raison de leur faible part dans l'emploi total.

Graphique 12 – Effet intra-branche : évolution de la productivité par tête des branches entre le quatrième trimestre 2019 et le premier trimestre 2024, rapportée à leur poids dans l'emploi total au quatrième trimestre 2019



Source : Insee, comptes nationaux ; calculs CNP

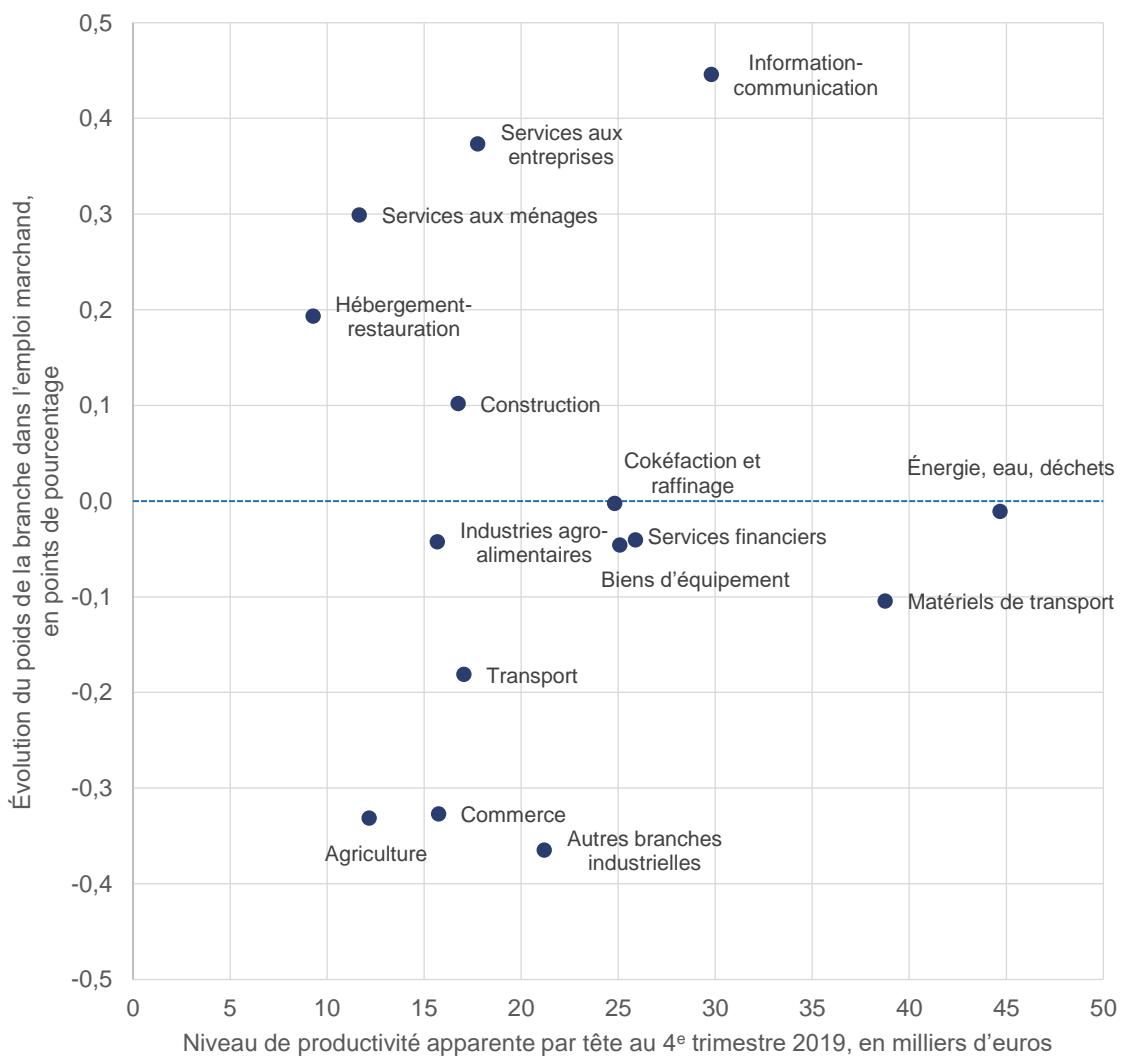
L'effet inter-branches reflète l'effet de composition sectorielle par l'emploi

La méthode de décomposition détaillée dans l'Encadré 2 supra permet également de distinguer, dans la contribution de chaque branche, ce qui est attribuable à l'évolution de la productivité pondérée par l'emploi (effet productivité intra-branche) et ce qui est attribuable à un effet de structure lié aux mouvements de l'emploi entre les branches (effet emploi inter-branches). En effet, si des branches à haut niveau de productivité perdent du poids dans l'emploi, ou si des branches à faible productivité gagnent du poids dans l'emploi, les deux phénomènes étant souvent liés, alors l'effet sur la productivité de l'ensemble de l'économie sera négatif.

Comme le montre le Graphique 13, des branches à haut niveau de productivité comme les matériels de transport, l'énergie ou encore l'information-communication voient leur importance dans l'emploi total diminuer, tandis que des branches ayant un niveau de

productivité plus faible comme l'hébergement-restauration prennent de l'importance dans l'emploi total. Il en résulte un effet de composition sectorielle négatif : l'économie dans son ensemble est moins productive car les branches productives sont moins importantes, tandis que les branches peu productives prennent du poids.

Graphique 13 – Effets de structure : évolution du poids dans l'emploi des branches entre le quatrième trimestre 2019 et le premier trimestre 2024, rapportée à leurs niveaux de productivité par tête au quatrième trimestre 2019



Source : Insee, *comptes nationaux* ; calculs CNP

3. Le décrochage de la productivité du travail en France et ses facteurs : une alerte en trompe-l'œil ?

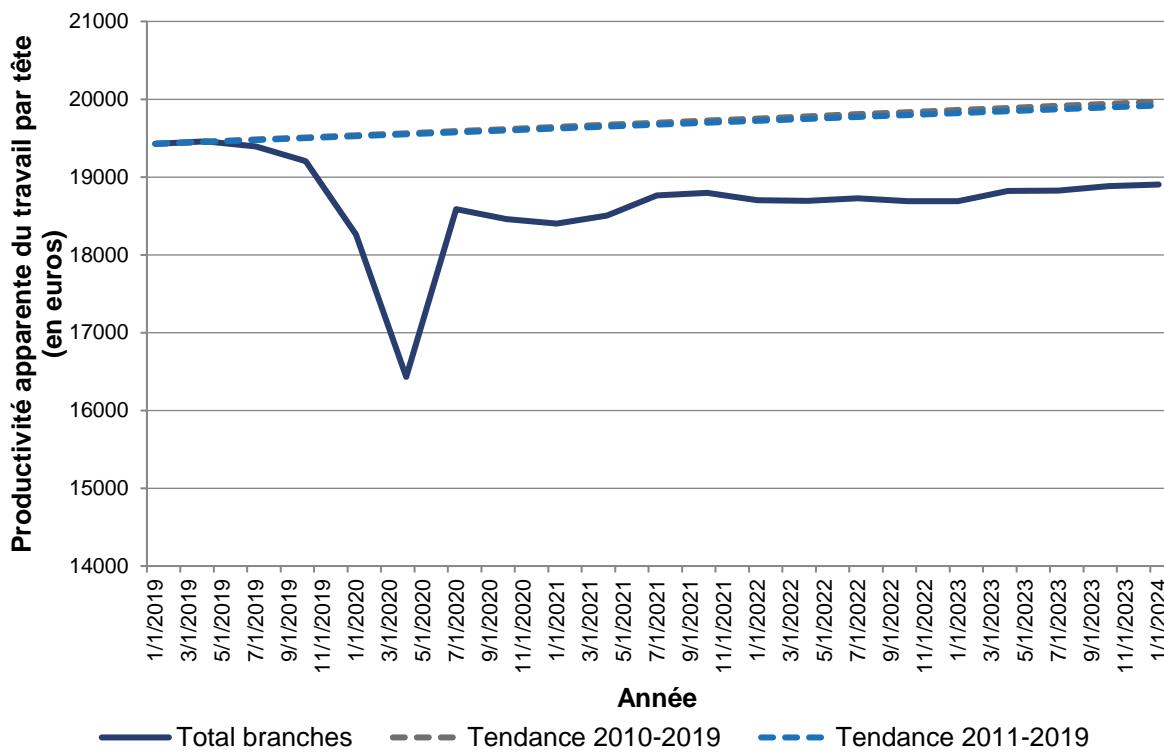
Malgré la reprise de la croissance de la productivité du travail (par tête et par heure travaillée) au cours de l'année 2023 et du premier trimestre 2024 en France (discuté dans les sections précédentes du présent chapitre), celle-ci reste néanmoins en deçà de sa tendance pré-Covid. En niveau, la productivité du travail par tête au premier trimestre 2024 est inférieure de 5,9 % par rapport au niveau prédit par la tendance pré-Covid sur la période 2010-2019¹. Le Graphique 14 reprend l'évolution de la productivité du travail par tête pour les secteurs marchands (non agricoles) présentée dans les précédentes sections, mais avec la tendance pré-Covid selon Devulder *et al.* (2024)², soit 2010-2019, et Askenazy *et al.* (2024), soit 2011-2019. Ces deux études tentent d'expliquer le décrochage de la productivité du travail par tête en France par rapport à ces tendances.

Comme le suggère l'analyse de la section 1 du présent chapitre, la France n'est pas le seul pays européen pour lequel la productivité apparente du travail décroche par rapport à sa tendance pré-Covid. C'est probablement en partie lié au tassement de l'activité, ainsi qu'en témoigne l'évolution du taux d'utilisation des capacités de production commune à la plupart des pays européens discutée précédemment. Askenazy *et al.* (2024) estiment la perte de productivité du travail commune à la France et ses principaux partenaires européens à 1 point de pourcentage (par rapport à la tendance de 2011-2019, que ces auteurs utilisent comme référence). Au-delà de ce choc commun à tous les pays européens, il y a donc bien une spécificité française dans le décrochage de la productivité apparente du travail.

¹ Pour des raisons pratiques, notre analyse se base sur les (nouveaux) comptes nationaux trimestriels au premier trimestre 2024. Nous nous sommes néanmoins assurés que la situation reflétée dans les publications plus récentes était comparable et qu'en conséquence nous pensons que notre analyse reste pertinente. En effet, le décrochage de la productivité apparente du travail au dernier trimestre 2024 par rapport à la tendance 2010-2019 est de 5,6 % (contre 5,9 % au premier trimestre. Par ailleurs, la contribution des secteurs à ce décrochage s'est même renforcée (voir [Annexe 2](#)).

² Devulder A., Ducoudré B., Lemoine M., Zuber T. (2024), « [Comment expliquer les pertes de productivité observées en France depuis la période pré-Covid ?](#) », *Bulletin de la Banque de France*, vol. 251(1), mars-avril 2024.

Graphique 14 – Évolution de la productivité apparente du travail par tête (en euros) et comparaison à sa tendance pré-Covid



Source : Insee, *comptes nationaux* ; calculs CNP

Dans cette section 3, nous nous penchons d'abord sur les causes de ce décrochage de la productivité apparente du travail par tête au niveau de l'ensemble des secteurs marchands non agricoles (section 3.1), à l'instar des analyses réalisées récemment par la Banque de France (en particulier Devulder *et al.* 2024) et l'Insee (en particulier Askenazy *et al.*, 2024). Concrètement, nous actualisons l'analyse de Devulder *et al.* (2024) à partir des nouveaux chiffres de la comptabilité nationale en base 2020, tout en discutant la sensibilité des résultats aux paramètres sous-jacents (comme l'élasticité de l'emploi au coût du travail et la productivité des apprentis par rapport aux personnes travaillant au Smic, discuté en [Annexe 3](#)). Ensuite, nous appliquons leur cadre d'analyse au niveau des branches d'activité. À l'inverse de Askenazy *et al.* (2024), nous limitons notre analyse au secteur marchand (non agricole) et à la seule productivité apparente du travail par tête pour éviter les complications statistiques dans l'évaluation des heures effectivement travaillées (renforcées par l'émergence du télétravail) et de la productivité dans le secteur non marchand (en particulier en période de crise sanitaire, comme le détaille l'[Encadré 3](#)).

Encadré 3 – La difficile mesure des activités non marchandes en temps de crise sanitaire

La période de confinement et le chômage partiel qui l'a accompagnée sont susceptibles d'avoir faussé la comptabilisation de la valeur ajoutée des activités non marchandes. En effet, comme l'explique Houriez (2020)¹, du fait de l'absence d'un prix pertinent, la production des activités non marchandes est mesurée par la somme des coûts de production, laquelle inclut notamment les salaires. Les salaires des agents publics ayant été intégralement versés durant la période de confinement, qu'ils aient ou non été en mesure de travailler (sur place ou en télétravail), la valeur ajoutée des administrations publiques n'a pas été affectée en termes nominaux par le confinement. Or, une partie des agents publics – ceux ne pouvant ni télétravailler ni se rendre sur site – n'a pas été en mesure de contribuer à la production de services publics, laquelle a été inévitablement réduite. Cette hétérogénéité de situation entre les employés des administrations publiques ne se retrouve pas dans les salaires des agents publics. De ce fait, la valeur ajoutée des services non marchands, estimée entre autres à partir de ces derniers, est donc virtuellement gonflée au niveau comptable.

La difficulté tient au fait que, comme le relève Houriez (2020), « la part des agents publics qui ne sont ni en situation de télétravail ni sur site est difficile à estimer parce que les indicateurs d'activité dans le secteur non marchand font défaut ». L'hypothèse retenue pour cette part est d'un quart des agents publics hors services de santé. Houriez (2020) explique que cette hypothèse est confortée par l'enquête Emploi de l'Insee.

Aussi, au niveau européen, si tous les pays ont suivi les recommandations d'Eurostat censées assurer une comparabilité entre les pays, il n'est pas garanti qu'ils aient tous disposé des données pour les appliquer. Pour détecter d'éventuelles divergences de traitement, Houriez (2020) vérifie pour différents pays s'il y a eu parallélisme des évolutions du marchand et du non-marchand, faisant l'hypothèse que « des évolutions comparables du marchand et du non-marchand suggèrent qu'un pays a bien tenté de quantifier une chute d'activité du non-marchand, et des évolutions divergentes invitent à penser que tel n'a pas été le cas ».

Parmi les cinq pays analysés, pour trois d'entre eux (la France, l'Allemagne et le Royaume-Uni) l'évolution de la valeur ajoutée des services principalement non marchands a été proche de celle du PIB, ce qui suggère un traitement statistique plutôt cohérent. En revanche, l'Italie et l'Espagne affichent une divergence entre

¹ Houriez G. (2020), « Santé, éducation, services administratifs : la difficile mesure des activités non marchandes en temps de crise sanitaire », *Blog de l'Insee*, 27 novembre.

les deux variables, ce qui suggère que la chute d'activité du non-marchand y a été peu ou pas quantifié.

Houriez (2020) conclut donc que « les difficultés liées au traitement statistique des services non marchands durant les périodes de confinement ont affecté la comparabilité des résultats entre pays [même] si les écarts restent dans des proportions qui ne remettent pas en cause les ordres de grandeur au niveau de l'économie prise dans son ensemble et ne jouent qu'à court terme sans introduire de biais tendanciels ». Cela s'ajoute à la difficulté intrinsèque d'évaluer la qualité des services dans le secteur non marchand (santé et éducation en tête), comme le discute en détail Atkinson (2005)¹ et Holcman (2013)².

Trois enseignements principaux sont à tirer de cet exercice. D'abord, les nouveaux comptes nationaux issus de l'adoption de la nouvelle année de base 2020 ont permis de réduire de près de 3 points de pourcentage l'ampleur du décrochage de la productivité du travail par tête par rapport aux estimations de Devulder *et al.* (2024), lesquelles se fondaient sur les comptes nationaux en base 2014 et s'arrêtaient au deuxième trimestre 2023. Désormais, l'écart n'est plus que de 5,9 % (contre 8,5 % dans leur étude). Ensuite, l'apprentissage, l'effet de composition de la main-d'œuvre ainsi que la rétention de l'emploi restent les principaux facteurs d'explication du décrochage de la productivité française, tant au niveau agrégé qu'au niveau des branches d'activité. Enfin, alors que quelques secteurs ont rattrapé les pertes de productivité qu'ils avaient subies depuis la pandémie, de nombreux autres demeurent en décrochage par rapport à leur tendance de 2010-2019. C'est notamment le cas du commerce, de la construction et des autres branches industrielles qui sont, avant les services immobiliers, les plus gros contributeurs au décrochage de la productivité apparente du travail française, respectivement à hauteur de 2,7 points de pourcentage (pp), 1,3 pp et 1,2 pp.

¹ Atkinson A. B. (2005), *The Atkinson Review: Final Report. Measurement of Government Output and Productivity for the National Accounts*, Basingstoke, Palgrave Macmillan.

² Holcman R. (2013), « [Comment stimuler la productivité des services publics ? Les enseignements tirés de la mise en œuvre à l'hôpital de la tarification à l'activité](#) », *Revue française d'administration publique*, vol. 2013/4 (n° 148), Institut national du service public, p. 1043-1060.

3.1. Plus de la moitié du décrochage de la productivité s'expliquerait par des facteurs favorables à moyen terme

En actualisant l'analyse de Devulder *et al.* (2024), nous avons décidé de nous concentrer essentiellement sur les trois facteurs explicatifs principaux du décrochage que sont l'apprentissage, l'effet de composition de la main-d'œuvre et la rétention de main-d'œuvre pour garantir une approche homogène entre nos évaluations agrégée et sectorielle. En effet, nous ne disposons pas d'une information suffisamment granulaire pour estimer au niveau des branches d'activité les facteurs comme les travailleurs détachés (et les régularisations du travail non déclaré), les effets durables de la crise du Covid-19 ou encore les arrêts maladie. Par ailleurs, la contribution de ces facteurs (y compris l'activité partielle) est très faible, voire négligeable comme le soulignaient déjà Devulder *et al.* (2024)¹.

Le rôle de l'apprentissage

Entre le 31 décembre 2019 et le 31 décembre 2023, en réponse aux mesures prises par le gouvernement pour encourager l'apprentissage, le nombre de contrats d'apprentissage a plus que doublé dans le secteur privé (passant de 465 000 à près de 1 million selon la Dares). Cela augmente le niveau de l'emploi, induisant mécaniquement un effet sur la productivité du travail. L'hypothèse sous-jacente étant que les apprentis sont par construction moins productifs qu'un employé, cette hausse de l'apprentissage implique une hausse de l'emploi qui n'est pas intégralement compensée par une hausse équivalente de la valeur ajoutée.

De surcroît, bien que les apprentis passent au minimum un quart du temps en études, ils sont comptabilisés dans la comptabilité nationale comme des emplois à temps plein. Cela a inévitablement un effet négatif sur la productivité de la branche dans laquelle ils sont employés.

Il convient également de souligner la forte hausse du niveau d'études des apprentis au fil du temps (Tableau 1). Entre 2019 et 2023, le niveau de diplôme préparé par les apprentis dans le secteur privé a augmenté, passant de 13,7 % à 21 % d'apprentis ayant un équivalent bac +5 ou plus, et plus globalement de 44,2 % à 61,4 %

¹ En se fondant sur les comptes nationaux en base 2014, et pour le dernier trimestre 2023, Devulder *et al.* (2024) trouvaient un décrochage de la productivité du travail de 8,5 %, expliqué par l'apprentissage à hauteur de 1,2 point de pourcentage (pp), par un effet de composition de la main-d'œuvre à hauteur de 1,4 pp, par les effets durables de la crise du Covid-19 à hauteur de 0,4 pp, par la régularisation du travail non déclaré à hauteur de 0,1 pp, par des rétentions de main-d'œuvre sectorielles à hauteur de 1,7 pp et par l'activité partielle à hauteur de 0,1 pp, laissant 3,6 pp du décrochage inexpliqué.

d'apprentis ayant un bac +2 ou équivalent, tandis que la proportion d'équivalents bac reculait respectivement de 19,4 % à 14,8 % et celle d'équivalents CAP de 34 % à 22,5 % selon la Dares.

**Tableau 1 – Proportion d'apprentis d'après le niveau de formation
(en pourcentage du total des apprentis)**

Niveau de formation préparée	2019	2023
CAP	34	22,5
Bac	19,4	14,8
Bac +2	18,7	22,2
Bac +3	11,9	18,2
Bac +5 ou plus	13,7	21
Mentions complémentaires	2,4	1,2

Source : Dares (2024), [Le contrat d'apprentissage. Les caractéristiques des entrées en apprentissage entre 1993 et 2023, données annuelles, décembre](#)

Afin d'affiner l'analyse de Devulder *et al.* (2024), et de rendre compte de ce changement de composition de la population d'apprentis, marqué par un nombre croissant d'étudiants en études supérieures, nous avons ajusté les différentes hypothèses concernant directement le profil et les caractéristiques des apprentis selon leur niveau de diplôme préparé. En effet, nous supposons qu'un apprenti au niveau bac +5 ne présente pas les mêmes caractéristiques qu'un apprenti au niveau du bac (ou CAP), et l'on cherche à intégrer cette hétérogénéité des apprentis dans l'évaluation de leur influence sur la productivité apparente du travail.

L'effet de la hausse de l'apprentissage sur la productivité peut être analysé en deux temps, en estimant d'abord une hausse de l'emploi qui tire la productivité à la baisse, puis une hausse de la valeur ajoutée, qui compense partiellement la hausse de l'emploi. Un effet de substitution peut néanmoins avoir lieu : le coût d'un apprenti étant inférieur à celui d'un salarié même au Smic, les entreprises ont pu être incitées à remplacer certains emplois salariés par des contrats d'apprentissage. Ainsi, une partie de la hausse du nombre d'apprentis peut s'être faite au détriment d'emplois, notamment au Smic. Au contraire, la baisse du coût du travail induite par les aides à l'embauche d'apprentis a pu bénéficier à l'emploi d'autres salariés, par un effet de complémentarité entre les emplois ou par un effet de revenu.

Pour estimer l'effet net sur l'emploi, c'est-à-dire prenant en compte les effets de substitution ou de complémentarité, on s'intéresse à l'effet du dispositif sur le coût moyen du travail dans la population des travailleurs apprentis ou rémunérés au Smic. On a besoin pour cela de déterminer le coût d'un apprenti par rapport au Smic. Sur la base des calculs de Devulder *et al.* (2024), qui estiment le coût d'un apprenti en pourcentage du Smic à 3,3 % pour les moins de 18 ans, 18,7 % pour les 18-20 ans et 28,7 % pour les 21-25 ans, on considère qu'un apprenti sans diplôme ou au niveau du CAP, qui a par construction moins de 18 ans, représente un coût de 3,3 % du Smic. De même, les apprentis au niveau du bac ou du bac +2, qui, pour un parcours typique, ont entre 18 et 20 ans, peuvent être supposés représenter un coût de 18,7 %. Enfin, les apprentis au niveau bac +3 et bac +5, qui par construction ont plus de 20 ans, sont considérés comme ayant un coût à 28,7 % du Smic.

Le rapport du coût salarial unitaire d'un apprenti sur celui d'un salarié au Smic est ensuite obtenu en rapportant ce coût de l'apprenti en pourcentage du Smic à la quotité de travail d'un apprenti, de 0,75 afin d'intégrer le temps réservé aux études et qui n'est par conséquent pas dédié au travail, le tout rapporté à la productivité des apprentis par rapport à celle des salariés au Smic, égale en moyenne à 1, mais que nous avons calibrée à des valeurs allant de 0,6 à 1,9 en fonction du niveau de diplôme des apprentis. Pour déterminer ces valeurs, nous nous sommes fondés sur les estimations de Babet et Welter-Médée (2023)¹, qui évaluent le lien entre niveaux de diplôme des salariés et productivité apparente du travail en prenant comme référence le niveau « bac général ou technologique ». D'après leurs résultats, l'absence de diplôme réduirait la productivité apparente du travail d'un travailleur de 42 % par rapport à une situation avec bac général ou technologique. C'est -33 % pour un travailleur ayant un CAP, et un gain de productivité de 32 % avec un bac +2 (diplôme de premier cycle universitaire, BTS, DUT), de 21 % avec un bac +3 et de 93 % avec un bac +5, toujours par rapport à un baccalauréat général ou technologique².

¹ Babet D. et Welter-Médée C. (2023), « [Lien entre diplôme des salariés et productivité des entreprises](#) », dans Insee (2023), *Les entreprises en France. Édition 2023*, coll. « Insee Références », décembre.

² Le résultat plus faible pour un bac +3 par rapport à un bac +2 s'explique par l'aspect plus professionnalisa

Tableau 2 – Hypothèses selon le niveau de formation

	Coût apprenti (en % du Smic)	Productivité relative	CSU apprenti / CSU Smic (en %)
Aucun diplôme	3,3	0,6	7,3
CAP	3,3	0,7	6,3
Bac	18,7	1	24,9
Bac +2	18,7	1,3	19,2
Bac +3	28,7	1,3	29,4
Bac +5 et plus	28,7	1,9	20,1

Source : Dares ; calculs CNP

Les valeurs des paramètres, choisies ou calculées, sont résumées plus bas dans le Tableau 3. En ce qui concerne la productivité relative, au Smic d'une part et aux autres emplois d'autre part, qui diffère selon le niveau de diplôme, la moyenne pondérée par le poids de chaque niveau de diplôme dans l'apprentissage est reportée.

On calcule à partir des CSU déterminés dans le Tableau 2 l'effet des dispositifs d'incitation à l'embauche des apprentis introduits entre 2019 et 2024 sur le coût salarial unitaire moyen de l'ensemble de la population des salariés au Smic et des apprentis. On applique enfin à celui-ci une élasticité de l'emploi au coût du travail, cette dernière étant de 1,5 comme suggéré par Cahuc *et al.* (2019)¹ pour obtenir l'effet emploi net (voir Annexe 4).

Une fois l'effet emploi net calculé, il reste à retrancher l'effet valeur ajoutée, correspondant à la hausse de la valeur ajoutée liée à la hausse de l'emploi en apprentissage, pour obtenir l'effet sur la productivité apparente du travail. L'effet valeur ajoutée est calculé en utilisant la productivité des apprentis par rapport à celle des autres emplois, égale en moyenne à 38 % de la productivité de l'emploi médian. Cette valeur est obtenue en multipliant la productivité des apprentis par rapport aux salariés au Smic par la productivité des salariés au Smic par rapport à celle de l'emploi médian (0,5, soit le rapport du Smic au salaire médian) et par la quotité de travail des apprentis (0,75)².

¹ Cahuc P., Carcillo S. et Le Barbanchon T. (2019), « The effectiveness of hiring credits », *The Review of Economic Studies*, vol. 86(2), mars, p. 593-626.

² Voir Bozio et Wasmer (2024) pour une revue détaillée de la littérature sur ce point. En particulier, ils concluent que ces élasticités sont plus faibles aujourd'hui qu'il y a dix ou vingt ans et retiennent, pour la France, une élasticité de -0,65 en moyenne au Smic tout en reconnaissant que pour les jeunes la valeur

Tableau 3 – Calibrage des paramètres (en pourcentage)

Apprentissage	
Quotité de travail (a)	0,75
Productivité des apprentis par rapport au Smic (b)	1
Productivité des emplois au Smic par rapport aux autres emplois (c)	0,5
Productivité des apprentis par rapport aux autres emplois (d)	0,38
Élasticité de l'emploi au coût de l'emploi au Smic (y compris les apprentis)	1,5
Effet de composition de main-d'œuvre	
Élasticité de la productivité au taux d'emploi*	0,5

* Bourlès R., Cette G. et Cozarenc A. (2012), « [Employment and Productivity: Disentangling Employment Structure and Qualification Effects](#) », *International Productivity Monitor*, vol. 23, Centre for the Study of Living Standards, p. 44-54.

Note : le chiffre de la ligne (d) s'obtient en multipliant (a), (b) et (c).

Source : calculs CNP fondés sur Devulder A., Ducoudré B., Lemoine M., Zuber T. (2024), « [Comment expliquer les pertes de productivité observées en France depuis la période pré-Covid ?](#) », Bulletin de la Banque de France, vol. 251(1), mars-avril 2024 et Cahuc P., Carcillo S. et Le Barbanchon T. (2019), « [The effectiveness of hiring credits](#) », The Review of Economic Studies, vol. 86(2), mars, p. 593-626

L'effet net de l'apprentissage sur la productivité est donc calculé comme l'effet de l'emploi net de l'effet de substitution, duquel on soustrait l'effet valeur ajoutée, le second étant censé être inférieur au premier :

$$\text{Effet sur la productivité} = \text{effet emploi net de la substitution} - \text{effet VA}.$$

Avec ces nouvelles hypothèses, à savoir notamment une élasticité de l'emploi au coût du travail réévaluée et une productivité relative ajustée en fonction du niveau de diplôme, on évalue la contribution de l'apprentissage au décrochage de la productivité à 1,6 point de pourcentage. Plus précisément, la hausse de l'emploi liée à la croissance de l'apprentissage contribue au décrochage à hauteur de 2,7 points de pourcentage, et est partiellement compensée par une hausse de la valeur ajoutée qui réduit le décrochage de 1,1 point de pourcentage. La hausse de l'emploi trouvée correspond approximativement à 550 000 emplois, soit légèrement plus que la hausse du nombre d'apprentis entre 2019 et 2024 (un peu plus de 500 000). Il n'y aurait donc pas eu au total de substitution de salariés par des apprentis, mais plutôt un léger accroissement

est plus élevée, avec un maximum à 1,5. Voir Bozio A. et Wasmer E. (2024), [Articulation entre les salaires, le coût du travail et la prime d'activité. Point d'étape](#), mission confiée par la Première ministre Élisabeth Borne, avril.

du nombre de salariés rémunérés au Smic en plus de l'embauche des apprentis. Cela peut s'interpréter comme un effet de complémentarité entre apprentis et autres salariés. Cela peut arriver par exemple si l'embauche d'apprentis permet à une entreprise d'accroître son activité et que, pour cela, elle a aussi besoin de salariés supplémentaires plus expérimentés pour les encadrer. Cela étant dit, ce résultat, qui découle directement de la valeur de l'élasticité de l'emploi au coût du travail retenue, doit être considéré avec précaution.

Nos résultats sont en cohérence avec la borne haute des études récentes, utilisant parfois une méthodologie et/ou une période différente de notre analyse. Ainsi, Askenazy *et al.* (2024) trouvent un effet de l'apprentissage entre 0,9 et 1,2 point de pourcentage (pp), Labau et Lagouge (2023)¹ de 1,3 pp, Heyer (2023)² de 1,2 pp et l'Insee (2022)³ de 1,6 pp.

Effet de composition de la main-d'œuvre

Au-delà des effets transitoires et cycliques de la composition de la main-d'œuvre, ce phénomène peut devenir plus durable si le dynamisme de l'emploi est lié à une transformation structurelle de la composition de l'emploi, comme après certaines réformes destinées à ramener vers l'emploi les personnes les plus éloignées du marché du travail, qui sont généralement aussi les personnes les moins qualifiées. Les diverses réformes du marché du travail en 2017 ou encore la réforme de l'assurance-chômage (en limitant le niveau et la durée des allocations) sont de nature à produire des effets de composition de la main-d'œuvre⁴.

Comme le montre le Graphique 15, les taux d'emploi – toutes catégories d'âge confondues – ont connu une hausse continue en France, qui s'est même accélérée fortement depuis 2019, notamment le taux d'emploi des jeunes âgés de 15 à 24 ans (qui reflète en partie l'augmentation de l'apprentissage) et, dans une certaine mesure, celui des travailleurs âgés de 25 à 49 ans.

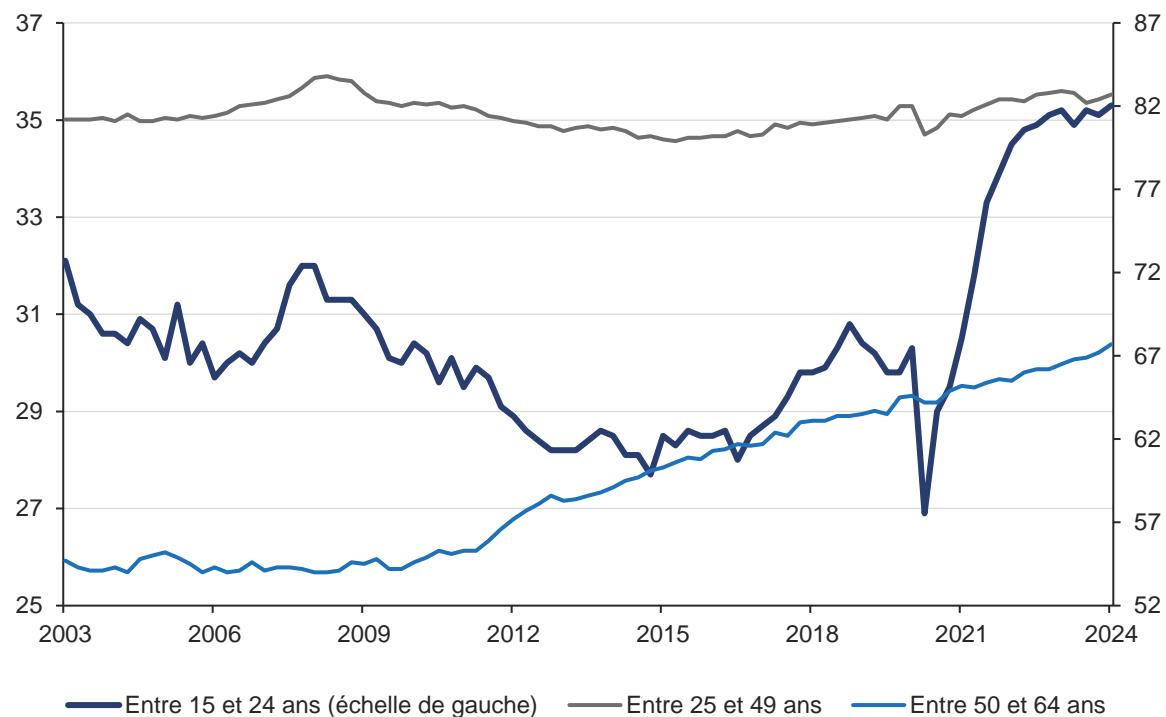
¹ Labau F. et Lagouge A. (2023), « [Quel impact de la hausse de l'alternance sur la productivité moyenne du travail depuis 2019 ?](#) », *Focus*, n° 5, Dares, janvier.

² Heyer É. (2023), « [Comment expliquer l'évolution de l'emploi salarié depuis la crise Covid ? Une analyse économétrique sur données macro-sectorielles](#) », *Revue de l'OFCE*, n° 180 (2023/1), avril.

³ Insee (2022), « [Les évolutions récentes de la productivité du travail dans les quatre principales économies de la zone euro : une décomposition par branche d'activité](#) », dans *id.* (2022), *Refroidissement*, coll. « Note de conjoncture », décembre, p. 70-75.

⁴ C'est probablement le cas avec les « ordonnances Macron » de 2017 (ou « loi Travail ») qui ont entre autres réformé le droit de la négociation collective en donnant la primauté aux accords d'entreprise sur certains sujets relatifs aux conditions de licenciement, comme le rappellent Devulder *et al.* (2024).

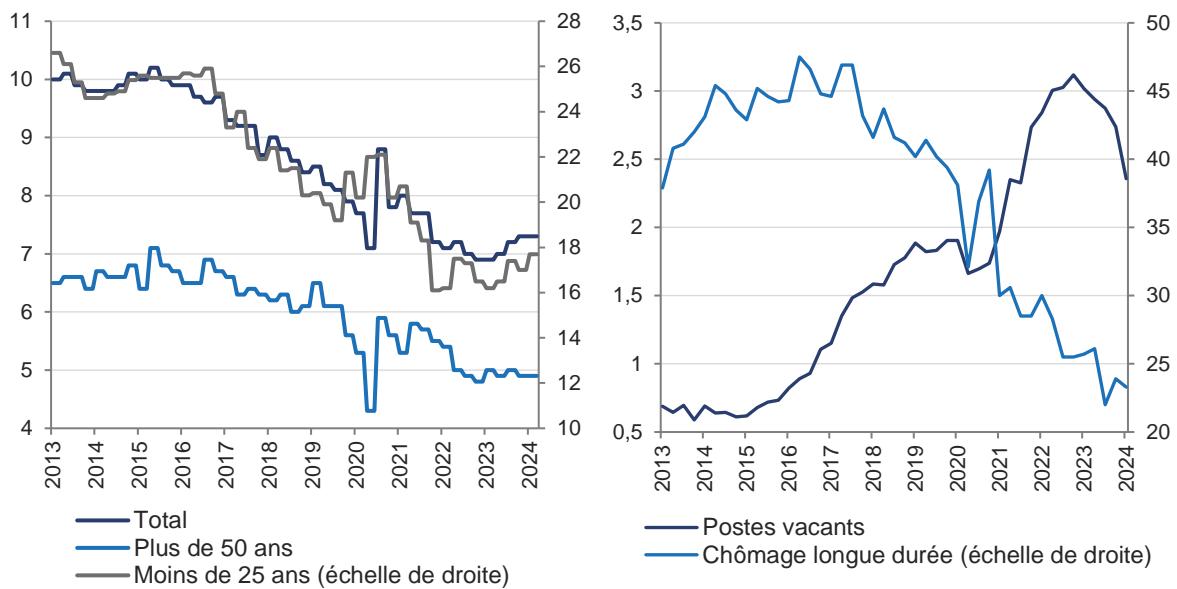
Graphique 15 – Taux d'emploi total par catégories d'âge (en pourcentage)



Source : Insee

Cette hausse de l'emploi se reflète par ailleurs dans la forte baisse du taux de chômage : le taux de chômage (harmonisé par Eurostat pour une comparaison entre les pays européens) a atteint des plus bas historiques (7,3 % en avril 2024 contre 8,4 % en décembre 2019 et de plus de 10 % à la sortie de la crise économico-financière en 2013), tandis que le taux de chômage de longue durée a baissé de 16 points entre fin 2019 et avril 2024. De plus, le marché du travail demeure tendu, comme en témoigne le nombre de postes vacants qui était en avril 2024 encore de 40 % supérieur à son niveau de 2019 (Graphique 16).

Graphique 16 – Taux de chômage (panel de gauche) et postes vacants (en pourcentage)



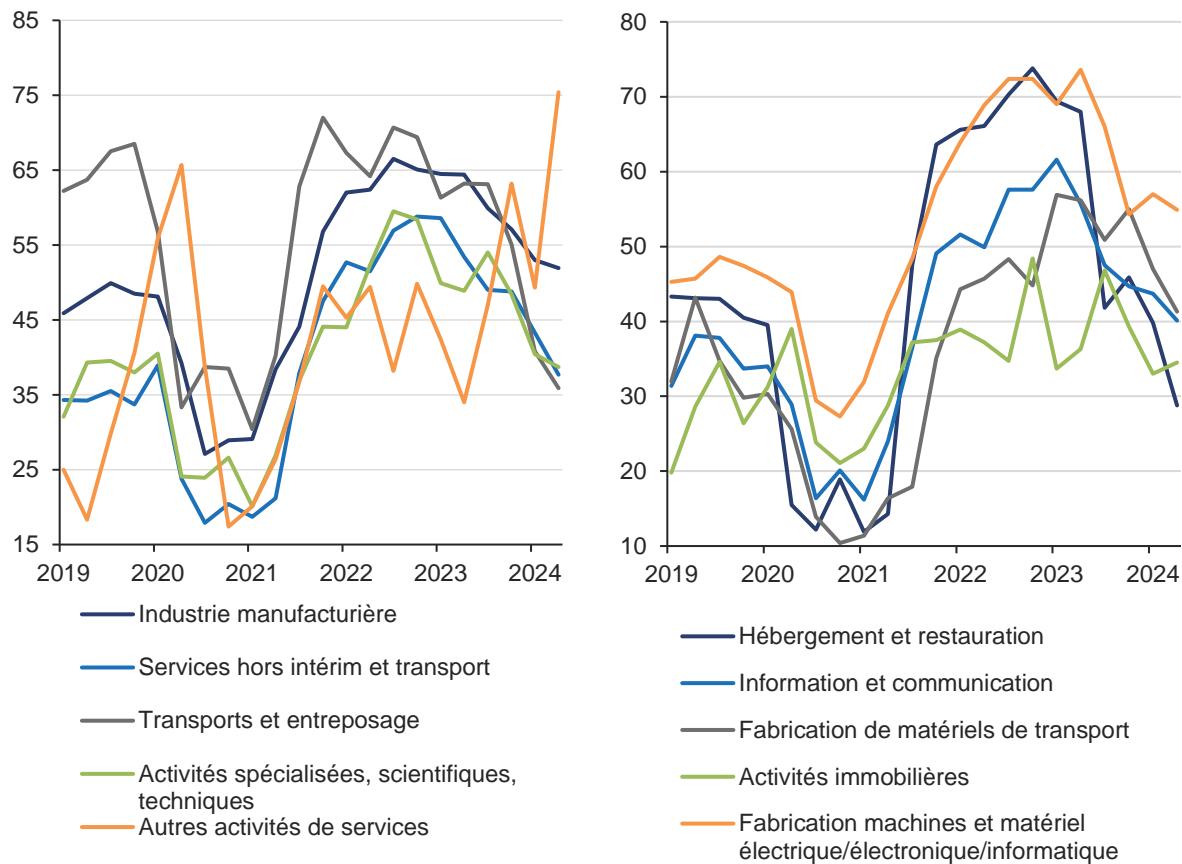
Note : le graphique de gauche indique le taux de chômage total et par catégories d'âge en pourcentage de la population active. Sur le graphique de droite, le taux de chômage de longue durée reprend le nombre de personnes ayant passé douze mois et plus au chômage (sans aucune activité) en pourcentage du nombre total de chômeurs. La variable « postes vacants » rapporte le nombre de postes vacants dans l'industrie et la construction en pourcentage de l'emploi total dans ces deux secteurs d'activité.

Source : Insee, Eurostat, Macrobond

L'image d'un marché du travail tendu en France est également corroborée par les dernières observations de l'enquête de l'Insee sur les difficultés de recrutement. Malgré une décélération depuis la fin de 2023 en raison d'un ralentissement de la croissance économique, le pourcentage d'entreprises se disant confrontées à des difficultés de recrutement était encore en avril 2024 de 10 points supérieur à son niveau de fin 2019 dans la plupart des secteurs (et même plus de 30 points pour les autres activités de services, comme le rapporte le Graphique 17). Ces difficultés de recrutement sont également attestées par l'évolution du taux d'emplois vacants – qui correspond au ratio des emplois vacants rapportés à l'emploi total – puisque celui-ci a augmenté de près de 10 points entre fin 2019 et le premier trimestre 2024¹.

¹ Source : Dares (2024), *Les emplois vacants*, données trimestrielles, décembre.

**Graphique 17 – Difficultés de recrutement déclarées par les entreprises
(en pourcentage)**



Note : le graphique rapporte le pourcentage d'entreprises concernées par des difficultés de recrutement dans les principaux secteurs d'activité (données corrigées des variations saisonnières). Ainsi, en avril 2024, environ 52 % et 55 % des entreprises, respectivement dans l'industrie manufacturière (graphique de gauche) et dans le secteur des fabrications de machines (graphique de droite), étaient confrontées à des difficultés de recrutement.

Source : Insee (*enquêtes de conjoncture*), Macrobond

Ces derniers développements sur le marché du travail laissent penser que le taux d'emploi pourrait encore augmenter dans les prochains mois, forçant les entreprises à puiser davantage parmi les chômeurs, même si ceux-ci ne répondent pas parfaitement aux qualifications recherchées. Cette hausse du taux d'emploi entraînerait un effet de composition des qualifications qui contribuerait à la baisse de la productivité. En effet, à mesure que le taux d'emploi augmente, et réciproquement que celui du chômage diminue, des travailleurs de moins en moins productifs rentrent en emploi, en supposant que les premières baisses du taux de chômage bénéficient d'abord aux travailleurs les plus productifs. Cette observation semble cohérente avec les résultats discutés dans Bergeaud (2024).

Si structurellement l'emploi est composé d'individus moins productifs car étant à un niveau plus élevé, alors la productivité sera structurellement plus faible. Pour estimer cet effet, on applique une élasticité de la productivité apparente du travail au taux d'emploi. Suivant Bourlès *et al.* (2012)¹, qui estiment que, en moyenne, une augmentation de 1 point de pourcentage du taux d'emploi des 15-64 ans en France se traduit par une baisse de 0,5 % de la productivité apparente, on applique ce coefficient à la hausse du taux d'emploi entre 2019 et 2024 à laquelle on soustrait la hausse de l'apprentissage afin de ne pas comptabiliser doublement ce facteur. Avec une évolution du taux d'emploi² des 15-64 ans net de la hausse de l'apprentissage de 2,3 points de pourcentage³, on obtient ainsi un effet de la composition de main-d'œuvre sur la productivité apparente du travail entre 2019 et 2024 de 1,2 point de pourcentage, ce qui correspond à la contribution de cet effet de composition de la main-d'œuvre à la perte de productivité du travail par tête pour l'ensemble des secteurs marchands non agricoles (Tableau 3).

Rétention de main-d'œuvre

Le phénomène de rétention de la main-d'œuvre peut s'expliquer par la volonté des entreprises de lisser le cycle économique et de ne pas se séparer de son personnel (en particulier qualifié) au moindre ralentissement de l'activité, en raison du risque de ne pas pouvoir les réembaucher en cas de reprise économique. Ce phénomène est d'autant plus important que les indemnités de licenciement sont élevées et que le recours au chômage partiel est facilité. La sortie très progressive des nouvelles conditions pour accéder au chômage partiel ainsi que le soutien financier de l'État aux entreprises a pu favoriser le phénomène de rétention de la main-d'œuvre, comme discuté dans Lalinsky *et al.* (2024). À noter que dans l'analyse développée ici, le phénomène de rétention de main-d'œuvre renvoie, quoique de manière plus restrictive,

¹ Bourlès R., Cette G. et Cozarenc A. (2012), « [Employment and Productivity: Disentangling Employment Structure and Qualification Effects](#) », *International Productivity Monitor*, vol. 23, Centre for the Study of Living Standards, p. 44-54.

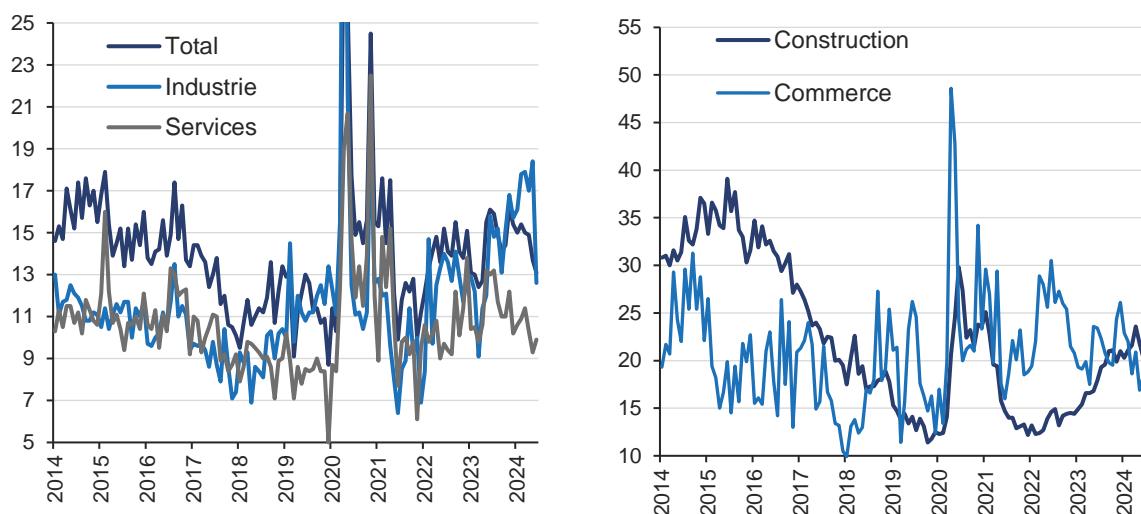
² Voir les résultats de l'enquête Emploi au deuxième trimestre 2024 : Dares (2024), « [La situation du marché du travail au 2^e trimestre 2024](#) », données trimestrielles, août.

³ Dans les comptes trimestriels, l'emploi total passe de 28,8 millions à 30,5 millions entre le quatrième trimestre 2019 et le premier trimestre 2024. En retirant respectivement le nombre d'apprentis fin 2019, soit 0,4 million, et fin 2023, soit 0,9 million (source : Dares), on obtient un emploi net de l'apprentissage de 28,4 millions et 29,6 millions au quatrième trimestre 2019 et au premier trimestre 2024 respectivement. D'après l'Insee, la population âgée de 15 à 64 ans était de 41,6 millions au 1^{er} janvier 2020, contre 41,9 millions estimés au 1^{er} janvier 2024. En utilisant ces valeurs, on trouve un taux d'emploi corrigé de l'apprentissage qui passe de 68,3 % fin 2019 à 70,6 % début 2024.

à la composante conjoncturelle de la productivité décrite dans la section 2.2 *supra* (productivité liée aux variations du taux d'utilisation de capacités de production).

D'après le nouvel indicateur de rétention de main-d'œuvre élaboré par Eurostat décrit plus haut et construit à partir de données d'enquête, ce phénomène de rétention de la main-d'œuvre a été particulièrement important dans tous les secteurs d'activité pendant la crise sanitaire, avant de diminuer au moment de la reprise d'activité. Toutefois, cet indicateur est reparti à la hausse dès 2021 pour l'ensemble de l'économie, essentiellement sous l'impulsion des secteurs de l'industrie et de la construction. Dans tous les secteurs, l'indicateur de rétention reste supérieur à sa valeur moyenne de 2010-2019 (Graphique 18).

**Graphique 18 – Indicateur de rétention de main-d'œuvre
dans les principaux secteurs d'activité en France (indice)**



Source : Eurostat, Macrobond

Pour quantifier ce phénomène, nous calculons pour chaque branche un niveau d'emploi « attendu », obtenu en rapportant le niveau de la valeur ajoutée à celui de la productivité attendue d'après sa tendance 2010-2019. Autrement dit, l'emploi attendu correspond au niveau d'emploi, corrigé de la hausse de l'apprentissage, qui, étant donné l'évolution de

la valeur ajoutée (VA)¹, était attendu si la productivité avait connu la même croissance qu'entre 2010 et 2019. L'emploi attendu est donc calculé de la façon suivante :

$$\bar{E}_{t,i} = \frac{VA_{t,i}}{\bar{P}_{t,i}} + \Delta E_{app,i}$$

Où $\bar{E}_{t,i}$ correspond à l'emploi attendu en t dans la branche i, VA_t à la valeur ajoutée observée en t pour la branche i, $\bar{P}_{t,i}$ à la productivité attendue en t dans la branche d'après sa tendance 2010-2019, $\Delta E_{app,i}$ l'effet de la hausse de l'apprentissage sur l'emploi dans la branche i.

Un écart avec le niveau d'emploi observé est ainsi obtenu par l'écart entre la productivité observée et la productivité attendue d'après sa tendance d'avant-crise. Avec cet écart entre le niveau d'emploi observé et le niveau d'emploi attendu, nous estimons une borne supérieure de la rétention de main-d'œuvre dans chaque branche (Encadré 4).

**Encadré 4 – Calcul, au niveau des branches,
de la contribution de la rétention de main-d'œuvre
au décrochage de la productivité apparente du travail**

$$R_{t,i} = \frac{c_i * (I_{i,t} - \bar{I}_i)}{EMNA_t} * 100$$

Où $R_{t,i}$ correspond à la contribution de la rétention de main-d'œuvre en t de la branche i au décrochage de la productivité apparente du travail, c_i au coefficient de régression de la borne supérieure de la rétention – calculée comme l'écart entre $E_{t,i}$ et $\bar{E}_{t,i}$ – et l'indice de rétention de main-d'œuvre d'Eurostat de la branche i, $I_{i,2024T1}$ à la valeur de l'indicateur Eurostat pour la branche i en t, \bar{I}_i à la moyenne de l'indicateur Eurostat de la branche i sur la période 2010-2019, et $EMNA_t$ à l'emploi marchand non agricole en personnes physiques en t.

Après avoir gardé uniquement les branches pour lesquelles l'écart entre l'emploi observé et l'emploi attendu est positif au premier trimestre 2024, nous régressons (en

¹ Dans la grande majorité des secteurs marchands (non agricole), la valeur ajoutée au premier trimestre 2024 est revenue à sa tendance de 2010-2019.

utilisant la méthode des moindres carrés ordinaires [*ordinary least squares* – OLS] avec constante) pour chaque branche cet écart sur la moyenne trimestrielle de l'indicateur de rétention de main-d'œuvre au niveau des branches d'Eurostat, sur un échantillon allant du premier trimestre 2010 au premier trimestre 2024. À partir des résultats de ces régressions, on opère un second filtrage : on ne garde pas les branches pour lesquelles le coefficient n'est pas statistiquement significatif, ou est négatif. Pour obtenir une estimation de la rétention dans les branches, on multiplie les coefficients par l'écart entre l'indicateur Eurostat au premier trimestre 2024 et sa moyenne sur la période 2010-2019. L'indicateur étant défini pour l'industrie, le commerce, la construction et les services, on utilise à chaque fois l'indicateur correspondant à la branche. Enfin, pour obtenir les contributions de chaque branche au décrochage de la productivité totale due à un effet de rétention de main-d'œuvre, on rapporte la rétention estimée en milliers d'emplois à l'emploi marchand non agricole. Les résultats sont présentés dans le Tableau 4.

Avec cette méthode, et en sommant les contributions des branches, on obtient une contribution totale de la rétention de main-d'œuvre au décrochage de la productivité apparente du travail de 0,6 point de pourcentage.

Les principaux contributeurs sont les autres branches industrielles, à hauteur de 0,2 point de pourcentage soit 50 000 emplois, le commerce, à hauteur de 0,1 point de pourcentage soit 31 000 emplois, ainsi que l'industrie agroalimentaire et les matériels de transport, tous deux à hauteur de 0,1 point de pourcentage soit respectivement 17 000 et 13 000 emplois.

Cet exercice comporte des limites d'un point de vue statistique. Notamment, la significativité des régressions est souvent tirée d'un point aberrant correspondant à la crise du Covid-19. Néanmoins, l'effet est bien inférieur à celui obtenu par Devulder *et al.* (2024) (1,7 point de pourcentage). La rétention de main-d'œuvre étant par définition un phénomène temporaire, il nous semble cohérent de considérer que, à mesure que nous nous éloignons du dernier trimestre 2019 (par rapport auquel nous calculons notre effet) et de la crise du Covid-19 qui suit, son effet est de moins en moins important. Deux phénomènes sont susceptibles d'expliquer conjointement ce faible effet de rétention de main-d'œuvre quatre ans plus tard : d'une part un réajustement de l'emploi par les entreprises face à une stabilisation de leur activité, d'autre part une pérennisation de leur hausse de main-d'œuvre par rapport à leur production. Dans ce dernier cas, on considère qu'il ne s'agit plus de rétention mais d'un phénomène durable d'enrichissement en emplois.

Tableau 4 – Rétention de main-d'œuvre au niveau des branches

Branches	Écart d'emploi (en milliers)	Coefficient	Écart-type	P-value	Intervalle de confiance	Indicateur au 1^{er} trim. 2024	Moyenne indicateur	Rétention (en milliers d'emplois)	Contribution (en pp)
Industrie agroalimentaire	41,1	3,4475	0,851	0	[1,742 ; 5,153]	16,1	11,2	17	0,1
Cokéfaction et raffinage	-	-	-	-	-	-	11,2	-	-
Énergie, eau, déchets	37,6	1,0823	0,846	0,206	[-0,613 ; 2,778]	16,1	11,2	0	0
Biens d'équipement	28	1,9	0,351	0	[1,197 ; 2,603]	16,1	11,2	9,4	0,1
Matériels de transport	9,2	2,6671	0,346	0	[1,973 ; 3,361]	16,1	11,2	13,2	0,1
Autres branches industrielles	155,4	10,162	2,128	0	[5,898 ; 14,426]	16,1	11,2	50,2	0,2
Construction	201	-7,1773	1,674	0	[-10,533 ; -3,822]	20,3	26,9	0	0
Commerce	419,8	12,7205	4,807	0,011	[3,088 ; 22,353]	22,9	20,5	31,1	0,1
Transport	15,3	14,3965	5,015	0,006	[4,347 ; 24,446]	10,6	10,7	0	0
Information-communication	-	-	-	-	-	-	10,7	-	-
Hébergement-restauration	-	-	-	-	-	-	10,7	-	-
Services financiers	-	-	-	-	-	-	10,7	-	-
Services immobiliers	20,1	0,087	1,115	0,938	[-2,147 ; 2,321]	10,6	10,7	0	0
Services aux entreprises	-	-	-	-	-	-	10,7	-	-
Services aux ménages	-	-	-	-	-	-	10,7	-	-
Agrégé (somme)	927,4							120,9	0,6

Lecture : le symbole « - » fait référence à une valeur non significative ou négative de l'écart d'emploi. Pour obtenir une estimation de la rétention dans les branches (avant-dernière colonne), on multiplie les coefficients par l'écart entre l'indicateur Eurostat au premier trimestre 2024 avec sa moyenne sur la période 2010-2019. Ensuite, pour obtenir les contributions de chaque branche au décrochage de la productivité totale due à un effet de rétention de main-d'œuvre, on rapporte la rétention estimée en milliers d'emplois à l'emploi marchand non agricole. Ainsi, pour l'industrie agroalimentaire, on divise la rétention estimée de 17 000 à 120,9, ce qui donne 0,1 dans la ligne correspondante de la dernière colonne.

Sources : Insee, comptes nationaux ; Eurostat ; calculs CNP

Finalement, les résultats de notre actualisation de Devulder *et al.* (2024) – sur la base de nos nouvelles hypothèses discutées ci-dessus et présentées dans le Tableau 3 (voir *infra*) et le Tableau 5 (ci-dessous), et utilisant les comptes nationaux au premier trimestre 2024 en base 2020 – sont présentés dans le Tableau 5.

Tableau 5 – Résultats au premier trimestre 2024

	Contribution en décrochage (en pp)
Apprentissage	1,6
Effets de composition de la main-d'œuvre	1,2
Rétentions de main-d'œuvre sectorielles	0,6
Part inexpliquée	2,5
Décrochage total (en %)	5,9

Sources : Insee, Eurostat ; calculs CNP

Comme précisé plus haut, les résultats du Tableau 5 se situent dans l'intervalle de confiance des études récentes (discuté plus haut), et en particulier de Askenazy *et al.* (2024). Ces derniers auteurs trouvent un effet d'apprentissage entre 0,9 et 1,2 point de pourcentage, un effet de composition des autres travailleurs entre 0 et 0,9 point de pourcentage et des effets sectoriels entre 1,3 et 2,3 points de pourcentage (quoique le poids respectif de ces différents effets soit sensiblement différent de notre analyse). Par ailleurs, ils estiment également un effet de ralentissement commun à l'Europe (non repris dans notre analyse) de l'ordre de 1 point. Si tel était le cas (et si ce ralentissement commun n'incluait pas d'effet de rétention de main-d'œuvre, ce qui est loin d'être certain), la part non expliquée du Tableau 5 ci-dessus ne serait plus que de 1,5 point de pourcentage.

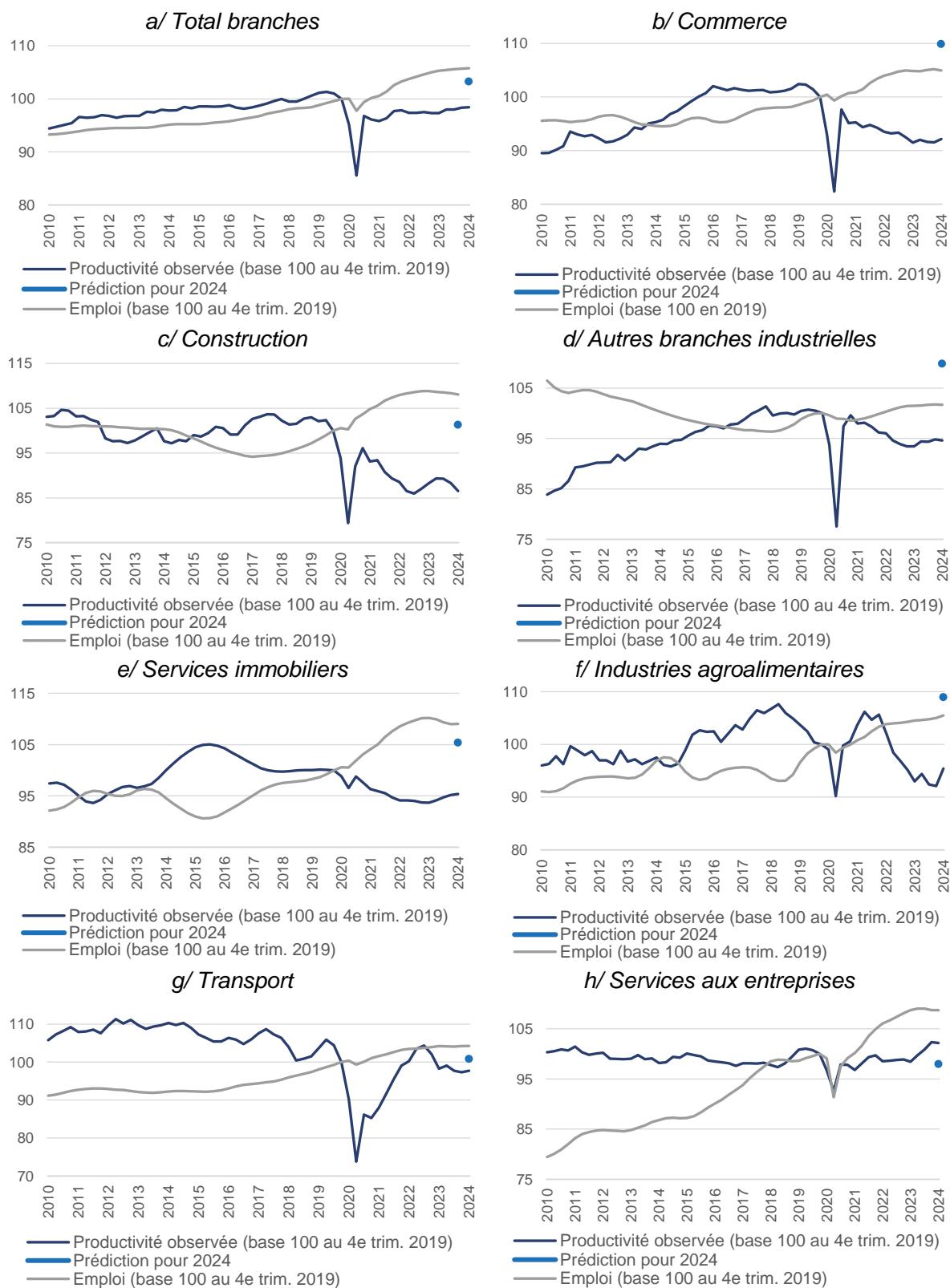
Il est cependant nécessaire d'interpréter ces résultats avec prudence compte tenu de leur sensibilité à certaines hypothèses. Comme le souligne l'Annexe 3, la sensibilité des résultats à la valeur de certains paramètres – plus ou moins réalistes – altère l'impact de chaque facteur (apprentissage, effet de composition et rétention de la main-d'œuvre) de façon substantielle.

3.2. L'analyse par branche d'activité laisse des questions ouvertes

Le Graphique 19, qui reprend au niveau des branches le niveau de la productivité du travail par tête au premier trimestre 2024 et le niveau prévu par sa tendance pré-Covid (2010-2019)¹, montre un décrochage dans la majorité des branches. Toutefois, dans certaines d'entre elles, la productivité du travail par tête est revenue à sa tendance, voire l'a dépassée, à l'instar des services aux entreprises.

¹ Prolongement d'une tendance log-linéaire estimée sur cette période.

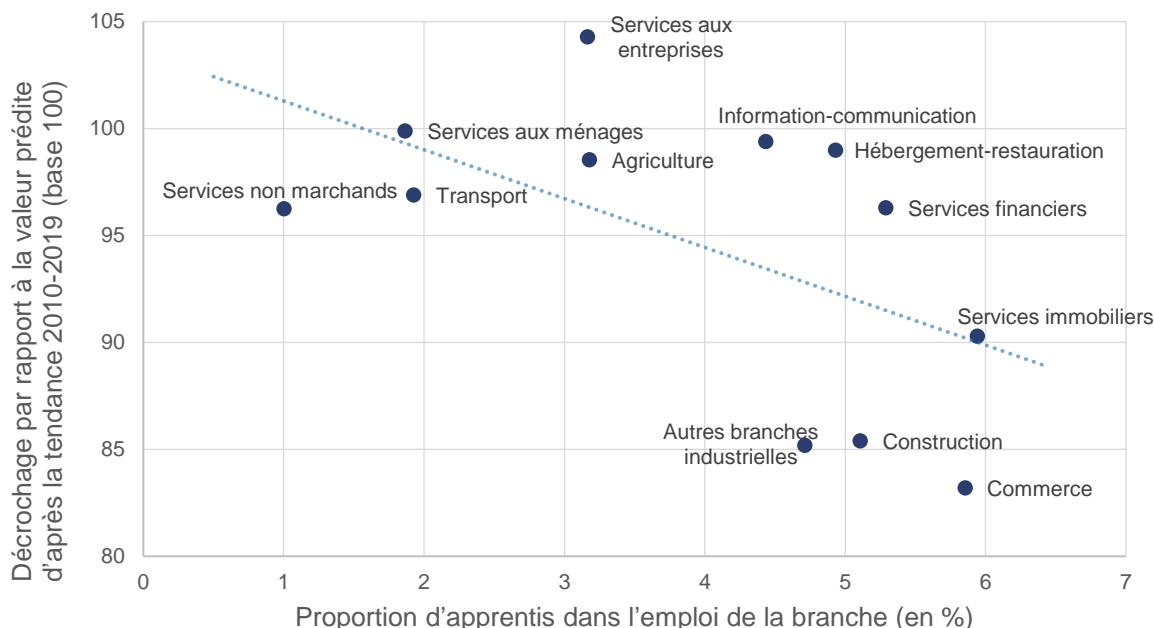
Graphique 19 – Productivité apparente du travail par tête observée et attendue d'après la tendance 2010-2019 au niveau des branches (en euros)



Source : Insee ; calculs CNP

Par ailleurs, le Graphique 20 suggère que les branches d'activité pour lesquelles la productivité du travail par tête décroche le plus sont également dans l'ensemble celles qui ont enregistré la plus grande proportion d'apprentis. Bien que le niveau de qualification des apprentis dans le secteur privé ait augmenté entre 2019 et 2022, la persistance de branches avec un faible niveau de qualification des apprentis ainsi que l'hétérogénéité de l'effet de l'apprentissage sur la productivité pourraient expliquer en partie la dégradation de la productivité au niveau agrégé.

Graphique 20 – Proportion d'apprentis et décrochage de la productivité apparente du travail par rapport à sa tendance 2010-2019 au niveau des branches



Sources : Insee, Dares ; calculs CNP

Comme nous l'avons mis en lumière dans la section 3.1, l'évolution du taux d'emploi (effets de composition) ainsi que la rétention de la main-d'œuvre sont également susceptibles d'opérer dans beaucoup de secteurs d'activité. Afin d'estimer l'impact de ces trois phénomènes (apprentissage, effet de composition et rétention de la main-d'œuvre) sur la productivité du travail par tête pour chacune des branches du secteur marchand (non agricole), nous appliquons nos hypothèses moyennes de la section 3.1 aux caractéristiques des branches. En ce qui concerne l'apprentissage, et parce que des données croisant le niveau de diplôme des apprentis et leur répartition entre les différentes branches d'activité ne sont pas publiées, cela est fait en prenant la moyenne de nos paramètres concernant directement les apprentis. Autrement dit, au niveau des branches nous n'affinons pas l'analyse par le niveau de diplôme, et prenons pour

élasticité de l'emploi au coût de l'emploi au Smic une valeur de 1,5 et pour la productivité relative aux emplois au Smic une valeur de 1 (soit une productivité relative aux autres emplois de 0,38). Les résultats sont repris dans le Tableau 6 – où les contributions sont calculées suivant la décomposition exacte exposée dans l'Encadré 2 ci-dessus – et dans le Tableau 7.

**Tableau 6 – Le décrochage de la productivité au niveau des branches
(par rapport à la tendance)**

Branches	Décrochage par rapport à la tendance (en %)	Contribution au décrochage (en pp)
Commerce	16,8	3,1
Construction	14,6	1,4
Autres branches industrielles	14,8	1,2
Industrie agroalimentaire	12,6	0,4
Services immobiliers	9,7	0,2
Énergie, eau, déchets	12,9	0,2
Biens d'équipement	9	0,2
Transport	3,1	0,2
Services financiers	3,7	0,2
Hébergement-restauration	1	0,1
Matériels de transports	4	0,0
Cokéfaction et raffinage	-85,5	0,0
Information-communication	0,6	0,0
Services aux ménages	0,1	0,0
Services aux entreprises	-4,3	-0,9
Agrégé	5,9	5,9
Effet de structure		-0,4

Source : Insee ; Dares ; calculs CNP

**Tableau 7 – Contribution de chaque effet au niveau des branches
(en points de pourcentage)**

Branches	Apprentissage	Composition	Rétention	Total
Commerce	0,4	0,1	0,1	0,6
Construction	0,1	0,2	0,0	0,3
Industrie agroalimentaire	0,1	0,0	0,1	0,2
Autres branches industrielles	0,1	0,0	0,4	0,5
Hébergement-restauration	0,1	0,1	0,0	0,2
Services immobiliers	0,0	0,0	0,0	0,1
Transport	0,0	0,1	0,0	0,1
Services financiers	0,1	0,0	0,0	0,1
Services aux entreprises	0,2	0,4	0,0	0,6
Services aux ménages	0,2	0,1	0,0	0,3
Information-communication	0,1	0,2	0,0	0,3
Résidu*	0,2	0,0	0,1	0,3
Total branches marchandes	1,6	1,2	0,7	3,5

* En réalité, le pouvoir explicatif de l'analyse par branche est plus faible que suggéré par ce résidu. Pour certaines branches en effet, la baisse de productivité expliquée par les trois facteurs dépasse le décrochage mesuré par rapport à la tendance 2010-2019 (services aux entreprises, aux ménages, hébergement-restauration et information-communication). Si l'on ne retient que les contributions à hauteur du décrochage pour chaque branche, alors la baisse de productivité agrégée expliquée par l'analyse par branche ne s'élève plus qu'à 2 points de pourcentage, soit un résidu de 1,5 point par rapport à ce qui est expliqué dans l'analyse agrégée.

Note : les données disponibles sur l'apprentissage ne permettent pas de faire ces estimations pour toutes les branches.

Source : Insee ; calculs CNP

Les services aux entreprises, le commerce et la construction seraient les branches à travers lesquelles l'apprentissage contribue le plus au décrochage de la productivité apparente du travail agrégée. Dans un secteur comme les services aux entreprises, la productivité apparente du travail est désormais supérieure à ce qui est attendu d'après la tendance 2010-2019, tandis que nos calculs suggèrent que nos trois facteurs explicatifs (apprentissage, effet de composition et de rétention de la main-d'œuvre) sont supposés contribuer au décrochage à hauteur de 0,5 point de pourcentage. Cette situation met en lumière deux limites à notre analyse : la première est sa non-exhaustivité, d'autres facteurs ayant pu faire croître la productivité de cette branche malgré la contribution à la baisse de l'apprentissage. La seconde a à voir avec

l'incertitude qui entoure nos hypothèses. Par exemple, la productivité des apprentis dans des branches comme notamment les services aux entreprises (qui concentrent en moyenne plus d'apprentis avec un niveau de formation élevé) est probablement en réalité plus élevée que nous le supposons.

3.3. D'autres facteurs peuvent avoir joué un rôle

Au-delà des facteurs analysés dans la précédente section, d'autres facteurs peuvent en théorie peser sur la productivité des travailleurs, mais en pratique leurs effets demeurent incertains. Parmi ceux-ci, il y a la forte hausse du taux d'emploi des seniors et des non-salariés, la hausse des arrêts maladie ainsi que ce que l'on pourrait qualifier « d'usure du télétravail ».

Une forte hausse du taux d'emploi des seniors et des emplois non salariés

Entre 2019 et 2023, le taux d'emploi des 55-64 ans est passé de 54,5 % à 58,4 %¹. La plus forte employabilité des seniors peut de fait impliquer un effet de qualification et/ou d'horizon. Dans le premier cas, l'âge peut entraîner une baisse de productivité dans certains secteurs d'activité, notamment pour les tâches pénibles requérant une bonne résilience physique². Dans le second, l'effet d'horizon – selon lequel une personne prévoyant de partir à la retraite à 64 ans décide de ralentir son rythme de travail dès 61 ans – pourrait également peser sur la productivité du travail³. Bien que ces phénomènes soient difficiles à évaluer, ils sont probablement limités en ampleur et dans le temps.

La forte hausse récente de l'emploi non salarié depuis la fin de 2019 pose également la question de son impact (durable ou non) sur la productivité du travail. Comme le montre le Graphique 21, l'emploi non salarié a connu une forte progression continue depuis la fin de 2019 à l'inverse de l'emploi salarié (panel de gauche). Entre le quatrième trimestre de 2019 et le premier trimestre 2024, l'emploi non salarié dans le secteur marchand (non agricole) a augmenté de 17 % contre seulement 6 % pour

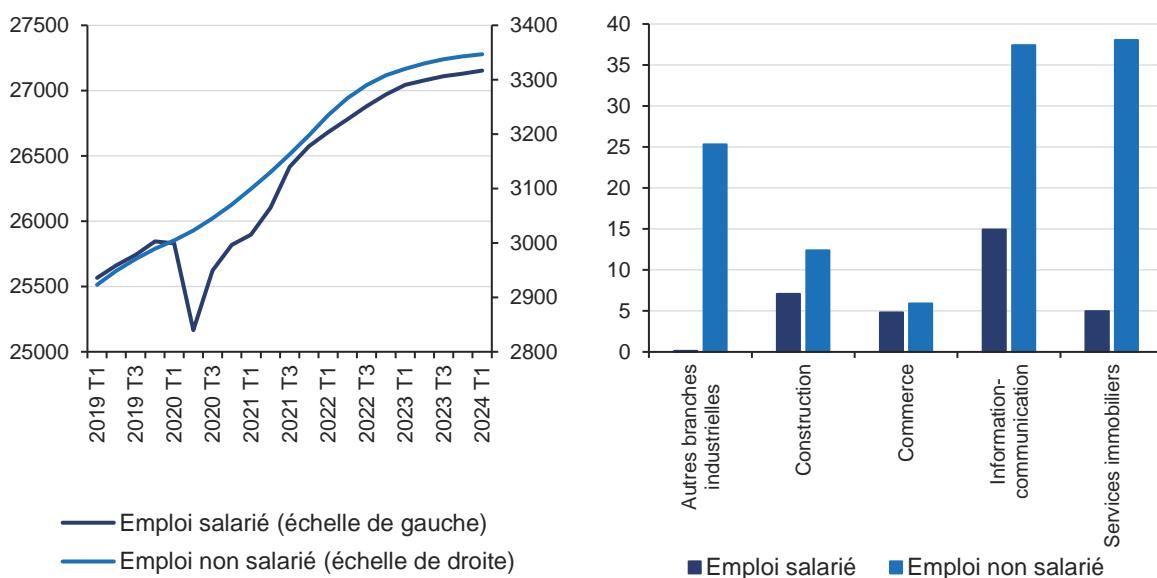
¹ Makhzoum S. (2024), « [Les séniors sur le marché du travail en 2023](#) », Dares Résultats, n° 55, septembre.

² Voir notamment Crépon B., Deniau N. et Pérez-Duarte S. (2003), « [Wages, productivity and worker characteristics: A French perspective](#) », Working Papers n° 2003-04, CREST.

³ Aiyar S., Ebeke C. et Shao X. (2016), « [The impact of workforce aging on European productivity](#) », IMF Working Paper Series, n° WP/16/238, Fonds monétaire international, décembre.

l'emploi salarié¹. Cette forte progression est particulièrement marquée dans les branches d'activité qui contribuent le plus au décrochage de la productivité du travail par rapport à sa tendance pré-Covid, à savoir le commerce, la construction et les autres branches industrielles (Graphique 21, panel de droite).

Graphique 21 – Niveau de l'emploi salarié et non salarié (en milliers, panel de gauche) et taux de croissance de l'emploi salarié et non salarié entre le quatrième trimestre 2019 et le premier trimestre 2024 (en pourcentage, panel de droite)



Source : Insee ; calculs CNP

Plusieurs éléments laissent cependant penser que l'impact de l'emploi non salarié n'est pas très significatif en agrégé.

D'une part, le nombre d'emplois non salariés supplémentaires depuis 2019 reste faible par rapport à l'emploi total des branches marchandes. L'emploi non salarié a surtout augmenté dans les branches industrielles, la construction, le commerce, l'information-communication et les services immobiliers. Au total, dans ces branches d'activité, il y a une hausse d'environ 125 000 travailleurs indépendants depuis la fin de 2019. Cela pourrait au plus représenter -0,4 % sur la productivité totale de toutes les branches (31 millions d'emplois) si on supposait que ces travailleurs ont une productivité nulle. Or, ce n'est *a priori* pas le cas : l'effet est très certainement beaucoup plus faible.

¹ À titre de comparaison, sur une même durée entre le troisième trimestre 2015 et le quatrième trimestre 2019, l'emploi non salarié (marchand non agricole) n'a augmenté que de 8 %, contre 6 % pour l'emploi salarié.

D'autre part, ces nouveaux indépendants n'ont pas été substitués aux salariés de la branche concernée, puisqu'il y a aussi un excès d'emploi salarié dans ces mêmes branches d'activité. Il s'agirait donc plus de l'entrée de nouveaux acteurs, avec potentiellement des personnes venant d'autres branches où leur emploi était moins productif. Le cas des services immobiliers est à ce titre particulièrement parlant. La multiplication des réseaux immobiliers avec des contrats d'indépendants (à temps plein ou partiel), qui rompent avec le modèle classique de l'agence (à marges élevées), reflète peut-être un phénomène d'*« ubérisation »* de l'activité d'agent immobilier. Or, une partie de ces nouveaux agents vient d'autres branches à moins haute valeur ajoutée, ou même de l'inactivité, ce qui peut limiter sensiblement l'effet négatif de ce phénomène sur la productivité apparente du travail agrégée.

La hausse des arrêts maladie

L'absentéisme – via notamment les arrêts maladie – est un autre facteur qui peut potentiellement affecter la productivité du travail mesurée « par tête ». En effet, si la personne « titulaire » est en arrêt temporaire (arrêt maladie par exemple), elle compte toujours dans les effectifs en personnes physiques. Pendant ce temps, son remplaçant éventuel compte lui aussi pour un emploi en personnes physiques s'il s'agit de son poste principal, c'est-à-dire de son poste le plus rémunérateur. Si ce remplaçant n'avait pas d'emploi auparavant, alors il sera comptabilisé comme un emploi en personnes physiques de plus. En revanche, s'il occupait un autre poste auparavant qu'il quitte pour celui-ci, alors il n'y aura pas de personne de plus comptabilisée dans l'emploi¹.

En se fondant sur les montants d'indemnités journalières maladie versées², un surplus d'heures en arrêt maladie semble persister après 2023 par rapport à la tendance 2015-2019³. Pourtant, au niveau agrégé, on ne constate pas de décrochage des heures travaillées par emploi : la durée annuelle effective de travail était de 1 539 heures en 2019 pour 1 549 heures en 2023⁴. Une explication possible de ces deux phénomènes en apparence contradictoires est que le surcroît d'arrêts maladie est compensé dans les heures par emploi par la progression de l'emploi en temps complet par rapport à l'emploi en temps partiel (la part de ce dernier dans l'emploi des 15-

¹ Ce phénomène ne joue cependant pas pour les heures travaillées, car il est tenu compte du fait que la personne « titulaire » est en arrêt maladie, les heures non travaillées au titre de son arrêt étant retranchées.

² Source : Caisse nationale de l'assurance maladie.

³ À la fin de 2023, le nombre moyen de jours d'arrêts maladie en France était de 23,7 jours, soit une hausse de 40 % par rapport à la moyenne 2015-2019.

⁴ Source : Insee, enquêtes Emploi en continu 2003-2023.

64 ans a baissé de 1,5 point depuis 2019). Quoi qu'il en soit, au vu de sa faible ampleur, la hausse des arrêts maladie reste probablement un effet de second ordre dans l'analyse du décrochage de la productivité au niveau agrégé.

Une forme d'« usure » du télétravail

Enfin, en ce qui concerne le télétravail, il apparaît toujours difficile de généraliser certaines évidences anecdotiques selon lesquelles il y aurait, au-delà d'un certain seuil, une « usure » du télétravail qui impliquerait une baisse de la productivité du travail. En dehors du fait qu'une telle analyse requiert une étude détaillée du calcul des heures effectivement travaillées, les gains de temps (et de stress) liés notamment au transport devraient jouer positivement sur la productivité du travail et ainsi compenser cette potentielle usure. Comme le soulignait déjà le rapport CNP (2023), les conclusions des études académiques restent à ce jour partagées.

D'un côté, Bergeaud *et al.* (2023)¹ montrent que les entreprises ayant eu davantage recours au télétravail en 2019 ont été plus productives en moyenne et ont globalement mieux résisté à la crise. Leurs travaux suggèrent qu'une augmentation de la part des effectifs en télétravail dans l'emploi d'un point de pourcentage améliorerait en moyenne la productivité globale des facteurs (PGF) d'environ 0,6 %.

De l'autre, Battiston *et al.* (2017)² suggèrent que la communication en face à face serait plus susceptible d'accroître la productivité de l'équipe par rapport à des échanges dématérialisés, particulièrement pour les tâches complexes ou urgentes³. Même si l'enquête de Criscuolo *et al.* (2023)⁴ auprès de dirigeants et d'employés de vingt-cinq pays sur leurs expériences et leurs attentes vis-à-vis du télétravail montre que les travailleurs et les dirigeants ont globalement une opinion positive du télétravail, du point

¹ Bergeaud A., Cette G. et Drapala S. (2023), « [Telework and productivity before, during and after the Covid-19 crisis](#) », *Economie et Statistiques*, n° 539, juillet, Insee, p. 73-89.

² Battiston D., Blanes I., Vidal J. et Kirchmaier T. (2017), « [Is distance dead? Face-to-face communication and productivity in teams](#) », Discussion Papers n° CEPDP1473, Centre for Economic Performance, mars.

³ L'étude d'Emanuel et Harrington suggère par ailleurs que le télétravail dans des centres d'appel américains réduit la productivité des travailleurs, ce qui est en partie expliqué par un effet de composition (les travailleurs à distance sont également ceux qui sont les moins productifs). Voir Emanuel N. et Harrington E. (2023), [Working remotely? Selection, Treatment, and the Market for Remote Work](#), rapport, Federal Reserve Bank of New York, mai.

⁴ Criscuolo C., Gal P., Leidecker T., Losma F. et Nicoletti G. (2023), « [The role of telework for productivity during and post Covid-19: results from an OECD survey among managers and workers](#) », *Economie et Statistiques*, n° 539, juillet, Insee, p. 51-72.

de vue de la performance des entreprises et du bien-être individuel, la productivité du travail aurait tendance ensuite à baisser à mesure que croît l'intensité du télétravail¹.

Comme le rappelle Bergeaud (2024), le télétravail engendre plusieurs mécanismes qui, intrinsèquement, pourraient améliorer la productivité comme : (a) l'allongement des heures de travail en raison de la réduction du temps de trajet ; (b) le développement des équipements informatiques et de communication et de nouvelles pratiques de gestion modernisées ; (c) un déplacement de la main-d'œuvre et du capital vers des entreprises plus productives qui mettent en œuvre le télétravail ; et (d) l'augmentation de l'efficacité individuelle grâce au confort du travail à domicile. À cette liste, on pourrait ajouter une amélioration de l'appariement des salariés avec les emplois à travers une réduction de la friction à la mobilité professionnelle liée au coût de changer de lieu de résidence. Même si ces facteurs ne semblent pas avoir suffisamment stimulé la productivité du travail dans les pays de la zone euro jusqu'à présent, il est possible que l'impact à terme du télétravail soit plutôt positif ou neutre.

Conclusion

Si la productivité semble être repartie sur une trajectoire durablement plus faible que ce qui aurait pu être attendu d'après sa tendance d'avant-crise, les explications de ce phénomène ne sont pas nécessairement l'indice d'une mauvaise forme économique. Dans ce chapitre, nous avons en effet vu que le plus faible niveau de la productivité du travail en France depuis 2019 est largement lié au dynamisme du marché du travail. Celui-ci reflète à son tour le succès des réformes de l'apprentissage et un retour à l'emploi décorrélé du cycle économique de court terme. De plus, comme le montre l'analyse de Garnier et Zuber (2023), la spécificité française en matière de faiblesse de la productivité du travail apparaît toute relative lorsque l'on se penche sur les évolutions récentes en termes de taux d'emploi et des ressources en capital humain mobilisables, et non sur la seule mesure des travailleurs en emploi de la population active.

La question se pose donc de l'impact de ces éléments structurels sur l'évolution de la productivité de long terme, et par extension de la croissance économique future. Si la baisse du chômage joue négativement sur la productivité du travail de façon instantanée, il n'en demeure pas moins que cela peut être positif pour la croissance économique à terme. En effet, une personne sortant du chômage voit non seulement

¹ Ce dernier type de résultat se retrouve dans l'étude menée par les universités états-unies MIT et UCLA. Voir Atkin D., Schoar A. et Shinde S. (2023), « [Working from home, worker sorting and development](#) », NBER Working Paper, n° 31515, National Bureau of Economic Research.

son pouvoir d'achat augmenter, mais également, en réintégrant le monde actif, revient dans le cycle normal de consommation avec des perspectives de financement par le crédit et de développement personnel. Par ailleurs, la formation par l'expérience (*learning by doing*) devrait permettre à terme une amélioration de la productivité de cette catégorie de travailleurs (Lucas, 1988)¹. De plus, les rétentions de main-d'œuvre ont probablement permis de limiter la baisse de la croissance post-Covid, bien que pesant sur la productivité du travail.

À plus long terme, l'effet sur la productivité du travail, et par extension sur la croissance, demeure incertain. Tout dépendra de la capacité de ces nouveaux entrants sur le marché du travail (sortants du chômage, mais aussi apprentis) à augmenter leur productivité via une amélioration de leurs compétences. Si tel est le cas, ils contribueront durablement à une hausse de la croissance économique. À ce titre, un certain optimisme tient dans le caractère évolutif de la productivité de ces nouveaux entrants, en particulier des apprentis. Il convient notamment de souligner que les secteurs des services qui concentrent probablement le plus d'apprentis qualifiés sont également ceux pour lesquels la productivité du travail par tête décroche le moins (voire plus du tout) par rapport à la tendance pré-Covid.

Au final, notre analyse suggère que la productivité du travail en France est toujours sous l'emprise de changements structurels intervenus dans l'organisation du marché du travail et issus des conséquences de la pandémie de 2020-2021. Même si certaines réformes et mesures politiques ont permis d'augmenter le pouvoir d'achat des ménages via une hausse de l'emploi, il n'en demeure pas moins que le redressement de la productivité apparente du travail et la pérennisation des récentes hausses d'emploi – et à travers elles du pouvoir d'achat – requièrent de trouver de nouveaux moteurs de croissance de la valeur ajoutée pour une augmentation durable de la croissance économique. Parmi les moteurs potentiels, l'innovation et la hausse de la numérisation demeurent au premier plan. Comme le souligne Draghi (2024)², une plus forte croissance de la productivité en Europe, et donc également en France, est cruciale pour maintenir des taux de croissance économique durable face aux effets négatifs attendus, entre autres, du vieillissement de la population.

¹ Lucas R.E. Jr. (1988), « [On the mechanics of economic development](#) », *Journal of Monetary Economics*, vol. 22(1), juillet, p. 3-42.

² Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness*, [Part A – A Competitiveness Strategy for Europe](#) et [Part B – In-depth Analysis and Recommendations](#), septembre.

Références bibliographiques

- Aiyar S., Ebeke C. et Shao X. (2016), « [The impact of workforce aging on European productivity](#) », IMF Working Paper Series, n° WP/16/238, Fonds monétaire international, décembre.
- Askenazy P., Cupillard É., Houriez G., Jauneau Y. et Roucher D. (2024), « [À la recherche des gains de productivité perdus depuis la crise sanitaire](#) », *Blog de l'Insee*, 19 juillet.
- Atkin D., Schoar A. et Shinde S. (2023), « [Working from home, worker sorting and development](#) », NBER Working Paper, n° 31515, National Bureau of Economic Research.
- Atkinson A. B. (2005), *The Atkinson Review: Final Report. Measurement of Government Output and Productivity for the National Accounts*, Basingstoke, Palgrave Macmillan.
- Babet D. et Welter-Médée C. (2023), « [Lien entre diplôme des salariés et productivité des entreprises](#) », dans Insee (2023), *Les entreprises en France. Édition 2023*, coll. « Insee Références », décembre.
- Bergeaud A. (2024), *Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity*, ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.
- Bergeaud A., Cette G. et Drapala S. (2023), « [Telework and productivity before, during and after the Covid-19 crisis](#) », *Economie et Statistiques*, n° 539, juillet, Insee, p. 73-89.
- Bock S., Elewa A., Guillou S., Napoletano M., Nesta L., Salies E. et Treibich T. (2024), « [Le décrochage européen en question](#) », OFCE Policy brief, n° 128, 16 mai.
- Bourlès R., Cette G. et Cozarenc A. (2012), « [Employment and Productivity: Disentangling Employment Structure and Qualification Effects](#) », *International Productivity Monitor*, vol. 23, Centre for the Study of Living Standards, p. 44-54.
- Bozio A. et Wasmer E. (2024), *Articulation entre les salaires, le coût du travail et la prime d'activité. Point d'étape*, mission confiée par la Première ministre Élisabeth Borne, avril.
- Cahuc P., Carcillo S. et Le Barbanchon T. (2019), « [The effectiveness of hiring credits](#) », *The Review of Economic Studies*, vol. 86(2), mars, p. 593-626.
- Cezar R. et Cartellier F. (2019), « [Compétitivité prix et hors prix. Leçons des chaînes de valeur mondiales](#) », *Bulletin de la Banque de France*, n° 224/2, juillet-août.
- Commission européenne (2023), « [European Business Cycle Indicators. A new survey-based labour hoarding indicator](#) », n° 66, juillet, pour une explication détaillée de la construction de cet indicateur.
- Crépon B., Deniau N. et Pérez-Duarte S. (2003), « [Wages, productivity and worker characteristics: A French perspective](#) », Working Papers n° 2003-04, CREST.
- Criscuolo C., Gal P., Leidecker T., Losma F. et Nicoletti G. (2023), « [The role of telework for productivity during and post Covid-19: results from an OECD survey among managers and workers](#) », *Economie et Statistiques*, n° 539, juillet, Insee, p. 51-72.

Dares (2024), « [La situation du marché du travail au 2^e trimestre 2024](#) », données trimestrielles, août.

Dares (2024), [Le contrat d'apprentissage. Les caractéristiques de entrées en apprentissage entre 1993 et 2023](#), données annuelles, décembre.

Dares (2024), [Les emplois vacants](#), données trimestrielles, décembre.

Devulder A., Ducoudré B., Lemoine M., Zuber T. (2024), « [Comment expliquer les pertes de productivité observées en France depuis la période pré-Covid ?](#) », *Bulletin de la Banque de France*, vol. 251(1), mars-avril 2024.

Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness, Part A – A Competitiveness Strategy for Europe* et *Part B – In-depth Analysis and Recommendations*, septembre.

Emanuel N. et Harrington E. (2023), [Working remotely? Selection, Treatment, and the Market for Remote Work](#), rapport, Federal Reserve Bank of New York, mai.

Garnier O. et Zuber T. (2023), « [Une mesure de l'efficacité dans l'utilisation des ressources en main-d'œuvre : au-delà de la productivité](#) », *Billet Bloc-notes Éco*, n° 328, Banque de France, 15 novembre.

Heyer É. (2023), « [Comment expliquer l'évolution de l'emploi salarié depuis la crise Covid ? Une analyse économétrique sur données macro-sectorielles](#) », *Revue de l'OFCE*, n° 180 (2023/1), avril.

Holcman R. (2013), « [Comment stimuler la productivité des services publics ? Les enseignements tirés de la mise en œuvre à l'hôpital de la tarification à l'activité](#) », *Revue française d'administration publique*, vol. 2013/4 (n° 148), Institut national du service public, p. 1043-1060.

Houriez G. (2020), « [Santé, éducation, services administratifs : la difficile mesure des activités non marchandes en temps de crise sanitaire](#) », *Blog de l'Insee*, 27 novembre.

Insee (2022), « [Les évolutions récentes de la productivité du travail dans les quatre principales économies de la zone euro : une décomposition par branche d'activité](#) », dans *id. (2022), Refroidissement*, coll. « Note de conjoncture », décembre, p. 70-75.

Labau F. et Lagouge A. (2023), « [Quel impact de la hausse de l'alternance sur la productivité moyenne du travail depuis 2019 ?](#) », *Focus*, n° 5, Dares, janvier.

Lalinsky T., Meriküll J. et Lopez-Garcia P., (2024), « [Productivity-enhancing reallocation during the Covid-19 pandemic](#) », *ECB Working Paper Series*, n° 2947.

Lucas R.E. Jr. (1988), « [On the mechanics of economic development](#) », *Journal of Monetary Economics*, vol. 22(1), juillet, p. 3-42.

Makhzoum S. (2024), « [Les séniors sur le marché du travail en 2023](#) », *Dares Résultats*, n° 55, septembre.

Santacreu A.M. et Zhu H. (2018), « [Trends in capacity utilization around the world](#) », *The FRED Blog*, 9 avril.

CHAPITRE 2

COMPÉTITIVITÉ FRANÇAISE : UNE AMÉLIORATION À CONSOLIDER

Introduction

Même si les discours sur la compétitivité des différents gouvernements en Europe ont évolué au fil du temps, l'importance pour l'économie européenne de rester compétitive n'a jamais été remise en cause. La compétitivité européenne est à nouveau apparue comme l'une des priorités de l'agenda politique de la Commission européenne présidée par Ursula von der Leyen, laquelle a confié à la fin de 2023 à Mario Draghi une mission sur la compétitivité dont le rapport a récemment été rendu public¹. Lors du sommet européen en avril 2024, les chefs d'État et de gouvernement ont réaffirmé la nécessité d'un nouveau pacte pour la compétitivité européenne, ancré dans un marché unique pleinement intégré².

Après avoir clarifié les différentes notions qui se cachent derrière le concept de compétitivité dans la section suivante, nous analysons dans ce chapitre les facteurs de la compétitivité française depuis 2019 par rapport à ses principaux partenaires commerciaux, et européens en particulier.

1. Quelle définition, pour quel constat ?

Le concept de compétitivité en lui-même fait depuis longtemps l'objet d'un débat animé entre les économistes et les acteurs tant privés que publics. De l'émergence des débats sur la compétitivité dans les années 1980 – critiqué alors par l'économiste

¹ Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness, Part A – A Competitiveness Strategy for Europe* et *Part B – In-depth Analysis and Recommendations*, septembre.

² Précisant également que « dans ce contexte, les investissements et l'accès au capital sont de la plus haute importance, tout comme la nécessité pour l'UE de réduire ses dépendances stratégiques dans des secteurs tels que l'énergie, les matières premières critiques, les semi-conducteurs, la santé, le numérique, l'alimentation, les technologies critiques, la chimie, la biotechnologie et l'espace ». [Réunion extraordinaire](#) du Conseil européen, 17-18 avril 2024.

américain Paul Krugman (1993)¹ – à ceux concernant la concurrence des pays à bas salaires dans les années 2000, la question de la compétitivité des pays a été exacerbée, surtout en Europe, à l'aune de la crise financière à partir de 2008-2009².

1.1. Des facteurs endogènes et exogènes

Par essence, la compétitivité renvoie à plusieurs dimensions – à la fois temporelle, sectorielle, nationale et internationale. Les différents facteurs sous-tendant la notion de compétitivité sont généralement soit endogènes, soit exogènes à une nation ou une entreprise.

Quand elle est appliquée à l'entreprise, nous parlerons de *facteurs endogènes* lorsque ceux-ci relèvent directement de la stratégie adoptée par l'entreprise. Il s'agit à la fois des déterminants de la compétitivité (l'état des actifs, l'investissement, la technologie utilisée, la productivité, la dynamique de la masse salariale et des autres coûts de production ainsi que le degré des investissements directs étrangers ou encore la capacité d'innovation) et des mesures de la compétitivité (comme le niveau des exportations).

En revanche, nous parlerons de *facteurs exogènes* lorsqu'ils sont hors du contrôle de l'entreprise (ou extérieurs à l'industrie en question), tels la réglementation d'un secteur (par exemple l'interdiction de vendre des voitures thermiques neuves au-delà de 2035), la fiscalité ou encore les fluctuations des coûts de production des consommations intermédiaires comme les matières premières (le pétrole, le caoutchouc ou d'autres matériaux miniers), mais aussi les services.

1.2. Une compétitivité interne ou externe

Appliquée à l'échelle d'une nation, l'analyse de la compétitivité se focalise davantage sur les agrégats macroéconomiques tels que l'évolution de la balance commerciale et des termes de l'échange, et celle de leurs déterminants. Parmi ces déterminants, les pouvoirs publics (nationaux et supranationaux) jouent un rôle important via des canaux

¹ À cette époque, Paul Krugman arguait que la compétitivité d'une nation n'était rien d'autre qu'une manière amusante de parler de productivité, ce qui n'a rien à avoir avec la concurrence internationale. Voir Krugman P. (1994), « [Competitiveness as a dangerous obsession](#) », *Foreign Affairs*, vol. 73(2), p. 28-44. Au début des années 2000, Krugman (2008) s'intéresse à la concurrence entre pays en mettant en lumière les fondements théoriques et empiriques du rôle de la concurrence des pays à bas salaires sur l'évolution des salaires des pays industrialisés. Voir Krugman P. (2008), « [Trade and wages, reconsidered](#) », *Brookings Papers on Economic Activity*, vol. 39(1), p. 103-154.

² Pour un rappel historique de l'évolution des débats, voir Bellone F. et Chiappini R. (2016), *La compétitivité des pays*, Paris, La Découverte, coll. « Repères ».

comme la fiscalité, l'environnement réglementaire, le degré d'ouverture de l'économie dans laquelle évoluent les entreprises et la concurrence. Dans le rapport de l'année dernière (CNP, 2023)¹, nous soulignions l'importance grandissante des politiques environnementales mises en place par les États (et de la concurrence entre ceux-ci) sur la compétitivité des nations dans le futur. Pisani-Ferry et Mahfouz (2023)² tout comme CNP (2023) ont notamment insisté sur les risques potentiels pour la compétitivité des pays en raison de la divergence des politiques de transition climatique adoptées par les divers gouvernements (Europe, États-Unis et Chine en tête).

Comme le soulignent Mengel et Ottaviano (2025, à paraître)³, la notion de compétitivité a évolué dans les discours politiques. Ceux-ci font appel à des paramètres économiques qui pourraient être repris dans le cadre conceptuel suivant : (a) la compétitivité interne (sans comparaison avec ses pays partenaires), se focalisant sur la capacité d'un pays à générer de la croissance et de la productivité ou tout simplement de créer de la richesse⁴, par exemple au travers d'une montée en puissance de start-up innovantes dans des secteurs stratégiques⁵ ; et (b) la compétitivité externe – ou la capacité d'un pays à en concurrencer d'autres –, faisant référence davantage à la capacité d'un pays à maintenir durablement sa position dans la concurrence internationale tant sur les marchés à l'extérieur de l'UE que sur le marché unique européen, sans éroder le pouvoir d'achat du revenu de ses agents (ménages et entreprises).

En France, la question de la compétitivité a toujours été au centre des préoccupations politiques. Dès les années 1960, le général de Gaulle souhaite limiter la hausse du Smic pour des raisons de compétitivité. Dans les décennies suivantes jusqu'au Traité de Maastricht, la France opérera plusieurs dévaluations pour rétablir sa compétitivité.

Au niveau européen, depuis le discours de politique générale en 1992 de Jacques Delors, président de la Commission européenne⁶ à l'époque, la question de la compétitivité européenne a fait l'objet de nombreux rapports. Si la compétitivité

¹ CNP (2023), *Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique*, quatrième rapport, décembre.

² Pisani-Ferry J. et Mahfouz S. (2023), *Les incidences économiques de l'action pour le climat*, rapport à la Première ministre, France Stratégie.

³ Mengel P.-L. et Ottaviano G. (2025), « European competitiveness – A Conceptual Framework », Mimeo, à paraître.

⁴ Banque européenne d'investissement (2024), *EIB Investment Report 2023/2024: Transforming for Competitiveness*.

⁵ Moller-Nielsen T. (2024), « Draghi: EU must enact “radical change” as US and China refuse to “play by the rules” », *Euractiv.com*, 16 avril.

⁶ Discours de Jacques Delors devant le Parlement européen le 11 février 1992 à Strasbourg.

européenne est vue initialement comme « un moyen efficace de relever le niveau de vie et d'améliorer le bien-être social », l'analyse dans les rapports officiels s'est progressivement penchée davantage sur les ressorts de la croissance des économies européennes englobant à la fois des recommandations d'efficacité du secteur public, de développement du capital humain et de soutien à l'innovation parmi d'autres aspects. En 2000, le Conseil européen adoptait à Lisbonne « un nouvel objectif stratégique pour la décennie à venir : devenir l'économie de la connaissance la plus compétitive et la plus dynamique du monde, capable d'une croissance économique durable accompagnée d'une amélioration quantitative et qualitative de l'emploi et d'une plus grande cohésion sociale¹ ». Plus tard, Monti (2010)² focalise davantage son attention sur la pénétration des firmes étrangères dans le marché européen et sur la capacité de l'Union européenne à maintenir un rôle dominant dans des industries dites stratégiques. Ce thème est par ailleurs confirmé à la suite des problèmes d'approvisionnement durant la pandémie de Covid-19 avec l'adoption du règlement européen du « Chips Act³ ». Enfin, à l'aune du discours sur l'état de l'Union de la présidente de la Commission européenne Ursula von der Leyen en 2023⁴, le rapport Draghi (2024) sur la compétitivité insiste davantage sur une autosuffisance stratégique dans des ressources et des secteurs critiques tout en promouvant une transition numérique et environnementale. Draghi (2024) précise même que « la compétitivité aujourd'hui est moins une question de coûts relatifs du travail mais davantage sur les connaissances et les compétences contenues dans la population active⁵ ». En France, comme le rappelait déjà le rapport Debonneuil et Fontagné (2003)⁶, l'importance de la compétitivité a également évolué au fil du temps avec des périodes plus ou moins intenses dans les débats, ce qui est également le cas de nos voisins allemands.

Dans ce chapitre, nous traitons de la compétitivité de manière globale et en comparaison avec les principaux partenaires de la France, c'est-à-dire en faisant appel à des éléments des deux définitions ci-dessus. L'analyse dans ce chapitre porte donc sur l'évolution de la compétitivité de la France vis-à-vis de ses partenaires européens mais également vis-à-vis des autres économies avancées (comme les États-Unis) ou

¹ Voir les [conclusions](#) du sommet de Lisbonne des 23 et 24 mars 2000.

² Monti M. (2010), *A New Strategy for the Single Market: At the Service of Europe's Economy and Society*, rapport au président de la Commission européenne.

³ Parlement et Conseil européen (2021), *Regulation (EU) 2021/694 (Chips Act) of 29 April 2021 establishing the Digital Europe Programme and repealing Decision (EU) 2015/2240*, mai.

⁴ Von der Leyen U. (2023), « [Answering the call of history](#) », discours sur l'état de l'Union, 13 septembre.

⁵ Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness, Part A*, *op. cit.*, p. 9.

⁶ Debonneuil M. et Fontagné L. (2003), [Compétitivité](#), rapport du Conseil d'analyse économique.

émergentes (comme la Chine et l'Inde) au travers de quatre blocs d'indicateurs : (a) les indicateurs classiques d'évaluation de la position d'un pays dans la concurrence internationale, que sont les comptes courants et les parts de marché à l'exportation ; (b) les indicateurs de compétitivité prix et/ou de coûts ; (c) les indicateurs de compétitivité hors prix ; et (d) les moteurs de la compétitivité future que sont, entre autres, les investissements en recherche et développement et l'innovation¹.

2. Les grandes tendances depuis 2019

Avec la remise en cause des accords multilatéraux par le président américain Donald Trump dès 2016 et le blocage de la nomination des juges de l'organe d'appel de l'Organisation mondiale du commerce (OMC)², ainsi que l'émergence de la pandémie dès 2020, le paysage du commerce mondial a connu des transformations significatives³. Au-delà de l'occurrence d'événements sans précédent, les difficultés d'approvisionnement qui ont suivi durant la reprise post-Covid et la crise énergétique liée à l'invasion de l'Ukraine par la Russie (2022), le flux des échanges mondiaux a également été perturbé par une montée du protectionnisme dans plusieurs régions du monde.

En 2023, l'Europe et la France ont réussi à surmonter les grandes perturbations de 2020-2022 et à adapter leurs stratégies d'exportation pour maintenir et renforcer leurs positions sur la scène internationale. Un fait marquant de l'année est l'ajustement des parts de marché de la Chine après une forte hausse et une légère amélioration de la part dans les exportations de marchandises mondiales des États-Unis, de l'Allemagne et de la France (Graphique 1).

Le Graphique 2 présente le solde de la balance courante en pourcentage du PIB illustrant les déséquilibres macroéconomiques au sein des pays. Bien qu'en légère amélioration par rapport à l'année 2022, la balance courante de grandes économies avancées (États-Unis, Royaume-Uni) ou émergentes (Inde) reste déficitaire, de l'ordre de 2 % à 4 % du PIB, à l'exception de la Chine, dont le surplus de balance courante

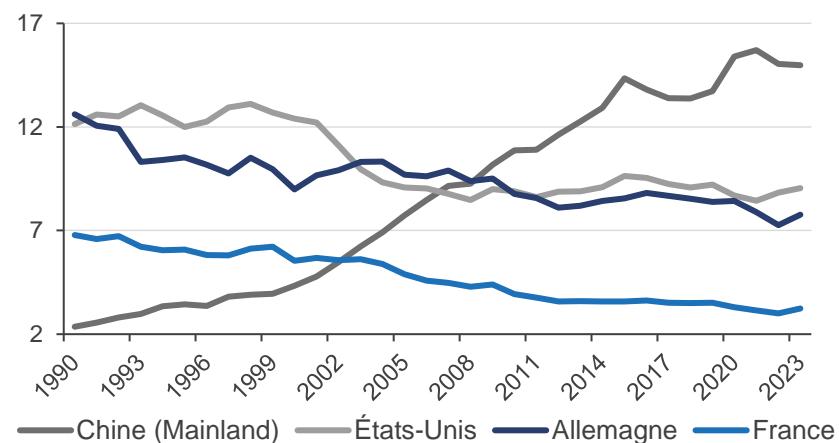
¹ La section « compétitivité » du tableau de bord statistique du présent rapport (fourni séparément) complète l'analyse de ce chapitre par une série de graphiques sur une longue durée.

² Pour une discussion des lacunes de l'OMC (et des solutions pour y remédier), voir Fabry E. et Tate E. (2018), « [Sauver l'organe d'appel de l'OMC ou revenir au Far West commercial ?](#) », Institut Jacques Delors, Policy Paper, n° 225, mai.

³ Voir également Jean S. (2024), « [How geopolitical tensions reshape trade patterns: Geoeconomic fragmentation, or China's big manufacturing push?](#) », Ifri Papers, Institut français des relations internationales, décembre.

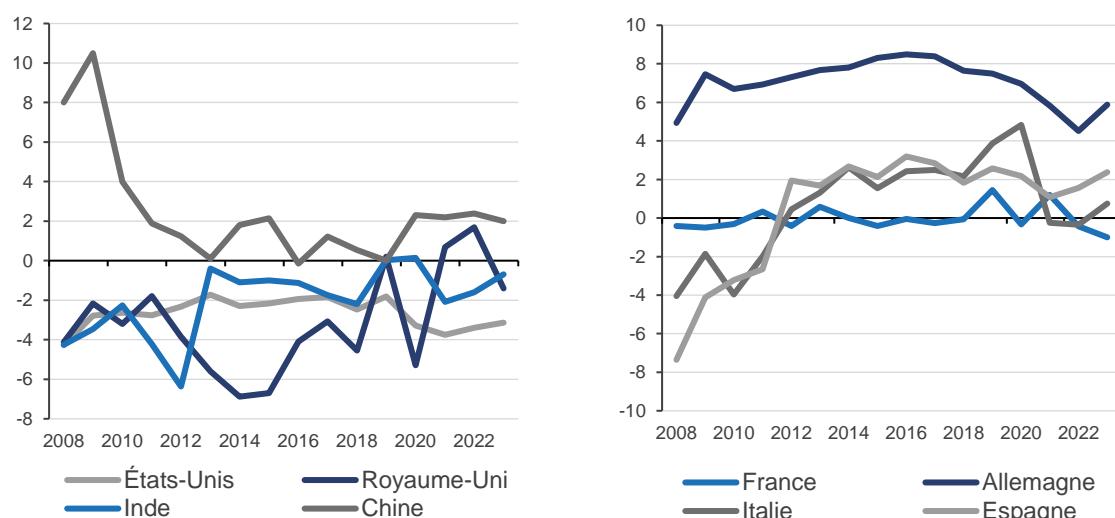
était proche de 2 % à la fin de 2023 (Graphique 2a)¹. Parmi les grands pays européens, seule la France a affiché une balance courante déficitaire à la fin de l'année 2023 (de l'ordre de 3 % du PIB après près de 7 % en 2022), alors que l'Allemagne enregistre toujours un surplus de balance courante de plus de 5 % du PIB (Graphique 2b).

Graphique 1 – Part des exportations de marchandises dans les exportations mondiales de marchandises en valeur (en pourcentage)



Source : IMF DOTS, Foreign Trade, International Transactions, Macrobond

Graphique 2 – Soldes de la balance courante (en pourcentage du PIB)



Source : OCDE, Macrobond

¹ Setser B.W. (2023), « [China's current account surplus is likely much bigger than reported](#) », Council on Foreign Relations, article de blog, 21 novembre.

2.1. Des comptes extérieurs de la France en amélioration mais loin de corriger la détérioration enregistrée depuis 2019

Par rapport à l'année 2022, marquée par la concomitance de facteurs défavorables aux échanges extérieurs de la France (guerre en Ukraine, crise énergétique et, dans une moindre mesure, baisse de la production liée aux difficultés d'approvisionnement dans plusieurs secteurs comme l'aéronautique et le secteur automobile) et le renchérissement des importations, le déficit de la balance courante de la France s'est en partie résorbé en 2023 à 28,1 milliards d'euros, après 31,1 milliards en 2022. Cette amélioration est essentiellement attribuable à une nette réduction du déficit commercial (en hausse de plus de 56 milliards d'euros à -76,1 milliards d'euros, contre -132,8 milliards en 2022). En revanche, l'excédent des services a baissé de près de 30 milliards d'euros, pour atteindre 35,5 milliards d'euros (contre un excédent de 65 milliards en 2022). De même, l'excédent de la balance des revenus a également chuté de 24 milliards d'euros, pour se situer à 12,5 milliards d'euros à la fin de 2023. Par rapport à 2019, la situation reste néanmoins dégradée de 44,6 milliards d'euros pour la balance commerciale de biens ; elle est cependant en légère amélioration pour la balance des services, à 11,1 milliards d'euros (soit respectivement 1,6 point et 0,4 point de PIB).

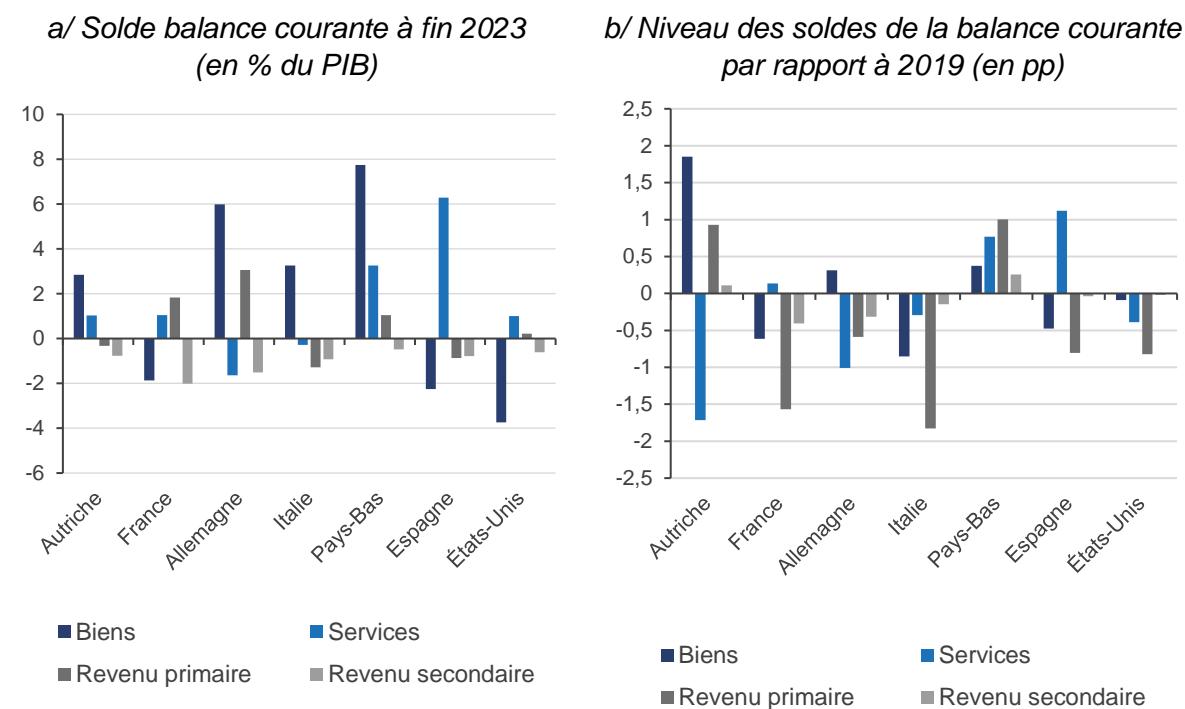
En pourcentage du PIB, le solde de la balance courante de la France reste détérioré par rapport aux niveaux observés chez ses principaux partenaires européens¹ (Graphique 2). Au sein de la zone euro, ce sont les Pays-Bas qui affichaient à la fin de 2023 l'excédent courant le plus large (à plus de 11 % du PIB), suivis par l'Allemagne et l'Autriche (de l'ordre de 6 % et 3 % respectivement). Toutefois, ces résultats globaux cachent des évolutions assez divergentes entre les composantes de la balance courante dans chacun de ces pays (Graphique 3).

À la fin de l'année 2023, la France et l'Espagne, à l'instar des États-Unis, affichaient encore une balance commerciale déficitaire entre 2 % et 3 % du PIB contrairement aux autres grands pays de la zone euro. En revanche, tout comme l'Allemagne (et dans une moindre mesure les États-Unis), la balance des revenus primaires est restée excédentaire (de plus de 2 % du PIB) – reflétant essentiellement le rapatriement des profits sur les investissements directs détenus à l'étranger et des revenus du travail – alors que le solde des revenus secondaires était déficitaire (de l'ordre de 2 % du PIB), s'expliquant principalement par les transferts opérés par le gouvernement français vers les institutions internationales et, dans une moindre mesure, par des versements de

¹ Pour rappel, un déficit de la balance courante reflète avant tout un déséquilibre macroéconomique provenant d'un déficit d'épargne et/ou un excédent de consommation publique et privée.

revenus de résidents vers l'étranger. Alors que l'Italie quant à elle affichait un déficit de sa balance des revenus secondaires, les Pays-Bas ont enregistré un excédent de la balance des revenus primaires (de plus de 1 % du PIB). Le dernier élément reflète le rôle des Pays-Bas comme centre financier, avec la présence de nombreuses multinationales dont les flux de bénéfices entre chaque maison mère et ses filiales peuvent, en partie, expliquer le solde de cette balance en comparaison avec les pays de la zone euro.

Graphique 3 – Décomposition des soldes (fin 2023) en pourcentage du PIB et leur niveau par rapport à la fin de 2019 en pourcentage du PIB)



Source : OCDE, Macrobond ; calculs CNP

Par rapport au niveau de 2019, à l'exception de la France, de l'Italie, de l'Allemagne mais également des États-Unis, la balance des biens et services dans les différents pays est revenue à son niveau pré-Covid (fin 2019), voire au-dessus (Espagne, Pays-Bas et Autriche). En revanche, le solde de la balance des revenus primaires reste inférieur au niveau atteint à la fin de l'année 2019 dans la plupart des pays, à l'exception de l'Espagne et de l'Autriche. Enfin, en ce qui concerne le solde de la balance des revenus secondaires, seule l'Italie est à un niveau inférieur à son niveau de fin 2019, de l'ordre de 1 point de pourcentage (Tableau 1).

Tableau 1 – Évolution des composantes de la balance courante entre 2019 et 2023 (en pourcentage du PIB)

	Solde commercial	Solde des services	Solde des revenus primaires	Solde des revenus secondaires
Allemagne	0,3	-1,0	-0,6	-0,3
Autriche	1,8	-1,7	0,9	0,1
Espagne	-0,5	1,1	-0,8	-0,1
France	-0,6	0,1	-1,6	-0,4
Italie	-0,9	-0,3	-1,8	-0,2
Pays-Bas	0,4	0,8	1,0	0,3
États-Unis	-0,1	-0,4	-0,8	0,0

Source : OCDE, Macrobond ; calculs CNP

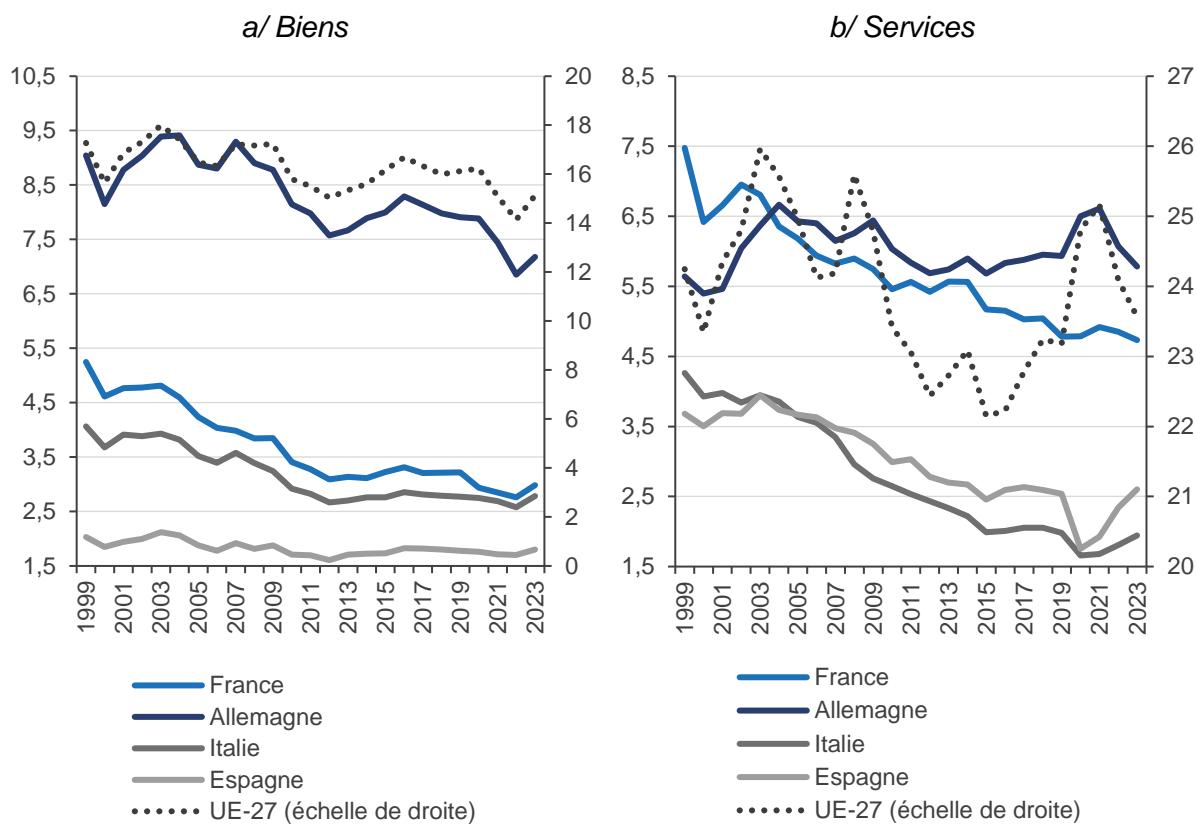
Alors que le commerce international a globalement augmenté entre la fin 1999 et 2019 (davantage pour les services que pour les biens, comme l'illustre le Graphique 4), la part des exportations de la France dans les exportations mondiales a globalement baissé au cours de cette période. Toutefois, un inversement de tendance pour les exportations de biens semble s'opérer pour la France depuis la fin 2022, contrairement aux exportations de services (Graphique 4).

Les améliorations enregistrées au niveau de la balance des biens et services pour la plupart des pays européens reflètent avant tout le reflux des prix de l'énergie entre 2022 et 2023 et donc la forte baisse en valeur des importations. C'est particulièrement vrai pour les biens mais aussi pour les services dans le cas de la France. Au niveau des exportations des seuls services, l'Italie et l'Espagne essentiellement ont vu leurs parts de marchés dans les exportations mondiales se redresser, alors que l'Union européenne a globalement perdu près de 2 points de pourcentage de parts de marché dans les exportations mondiales de services entre 2021 et 2023 (Graphique 4).

Même s'il faut rester prudent compte tenu du nombre limité d'observations (de janvier à avril 2024), il semblerait que le redressement de la part de marché de la France dans les exportations totales de biens et services au sein de la zone euro se confirme en ce début d'année 2024. En revanche, l'Allemagne a perdu environ 2 points de pourcentage de part de marché depuis la fin de 2019 (Graphique 5)¹.

¹ Notons qu'une partie de la baisse des parts de marché des économies avancées est mécaniquement due à l'augmentation des échanges mondiaux sous l'impulsion des économies émergentes. Compte tenu de la crise des accords commerciaux bilatéraux, les fortes croissances du commerce mondial connues par le passé semblent désormais révolues. Le FMI prévoit une croissance du commerce

**Graphique 4 – Part des exportations de chaque pays
en pourcentage des exportations mondiales totales en valeur (en pourcentage)**

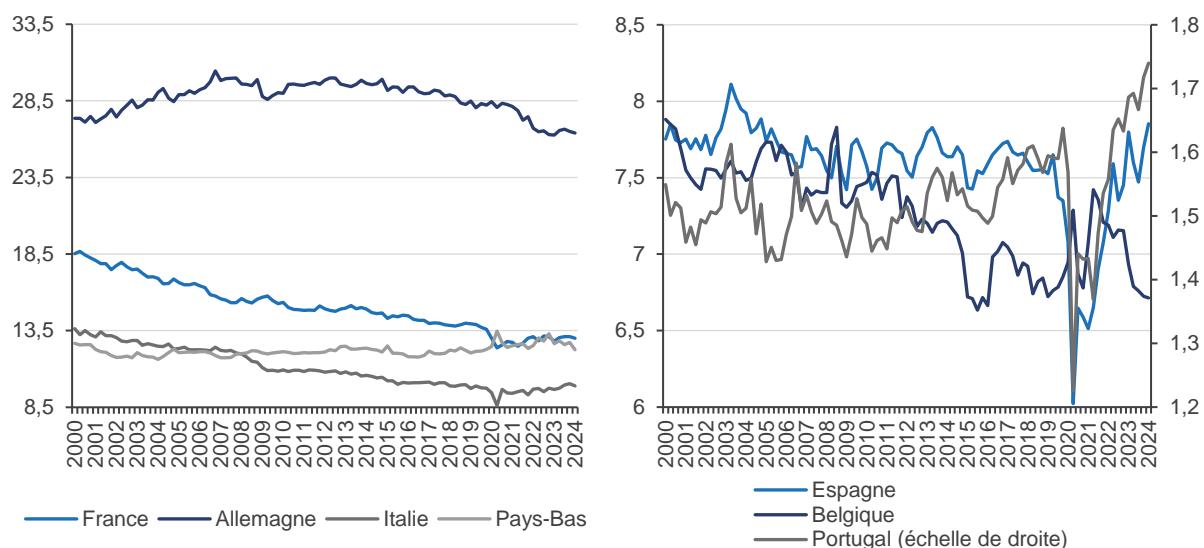


Source : Eurostat, Balance of Payments & IIP (BPM6), Macrobond ; calculs CNP

À plus long terme, le solde des balances courante et commerciale françaises s'est structurellement dégradé depuis 1998. Il y a plusieurs explications derrière l'évolution des parts de marché à l'exportation (et donc des soldes commerciaux) des grands pays européens, à commencer par l'état de la demande intérieure et de la base industrielle locale, comme le suggèrent des études empiriques récentes.

monial de l'ordre de 3,2 % à moyen terme, bien en deçà de la croissance enregistrée sur la période 2000-2019. Voir FMI (2024), *Perspectives économiques mondiales. Reprise stable mais lente : résilience sur fond de disparités*, rapport, Fonds monétaire international, avril.

Graphique 5 – Part des exportations des pays européens dans les exportations totales de biens et services de la zone euro en valeur



Source : Eurostat, *comptes nationaux*, Macrobond ; calculs CNP

Almunia *et al.* (2021) montrent ainsi que l'effondrement de la demande interne en Espagne entre 2009 et 2013 permet d'expliquer près de la moitié de la hausse spectaculaire des exportations espagnoles sur cette période¹. Erkel-Rousse et Garnero (2008) suggèrent une explication identique derrière la progression des exportations en Allemagne au début des années 2000². Grekou et Grjebine (2022) mettent, quant à eux, davantage l'accent sur l'impact des politiques économiques expansionnistes, d'autant plus problématiques pour un pays comme la France en raison de sa base industrielle plus fragile³. D'autres chercheurs se demandent au contraire si les raisons du déficit commercial français ne sont pas davantage liées aux stratégies industrielles des grands groupes (Encadré 1).

¹ Almunia M., Antràs P., Lopez-Rodriguez D. et Morales E. (2021), « Venting out: Exports during a domestic slump », *American Economic Review*, vol. 111(11), novembre, p. 3611-3662.

² Erkel-Rousse H. et Garnero M. (2008), « Externalisation à l'étranger et performances à l'exportation de la France et de l'Allemagne », dans Fontagné L. et Gaulier G. (dir.), (2008), *Performances à l'exportation de la France et de l'Allemagne*, Conseil d'analyse économique, Complément A, p. 103-206.

³ Grekou C. et Grjebine T. (2022), « Déficits commerciaux et désindustrialisation : la faute de la demande ? », *La Lettre du CEPII*, n° 426, avril.

Encadré 1 – Le rôle des multinationales dans le déficit commercial français¹

Cotterlaz *et al.* (2022a)² posent la question du rôle des multinationales françaises et étrangères dans l'évolution du solde commercial français. Ils soulignent en particulier que les entreprises multinationales françaises contribuent positivement au solde commercial des biens, contrairement aux multinationales étrangères ou aux entreprises françaises. Toutefois, c'est le tassement de leurs excédents commerciaux, de près de 2 points de PIB entre 2000 et 2018, qui serait à l'origine de la détérioration du solde commercial français au cours de cette période.

Cotterlaz *et al.* (2022b)³ approfondissent l'analyse de Cotterlaz *et al.* (2022a), toujours en utilisant les bases de données de la Direction générale des Douanes et Droits indirects et de l'enquête Liaisons financières entre sociétés (LiFI) de l'Insee. Les auteurs trouvent en particulier qu'une augmentation de 10 points de pourcentage de la présence initiale des multinationales françaises fait baisser (augmenter) la croissance des parts de marché à l'exportation (à l'importation) sur la période 2000-2018 des produits pour lesquels la présence initiale des multinationales françaises est forte. En revanche, ils ne trouvent pas d'impact significatif en ce qui concerne les multinationales étrangères ou encore des entreprises françaises.

Soulignant la hausse des investissements directs à l'étranger des multinationales françaises – essentiellement dans les secteurs industriels – au cours de cette même période (2000-2018), les auteurs concluent que le résultat précédent ne reflète pas une mauvaise performance à l'international des multinationales françaises mais plutôt leurs choix d'internationalisation, avec comme composante principale des délocalisations. Cela s'est mécaniquement traduit par une baisse (hausse) des exportations (importations) et une plus faible production en France. Ils concluent donc que le défi de la réindustrialisation de la France dépendra de la capacité à réorienter les choix d'internationalisation de ses entreprises.

¹ Voir également le Graphique 9 *infra*.

² Cotterlaz P., Jean S. et Vicard V. (2022a), « [Les multinationales françaises, fer de lance du commerce extérieur français, mais aussi de sa dégradation](#) », *La Lettre du CEPII*, n° 427, mai.

³ Cotterlaz P., Jean S. et Vicard V. (2022b), « [Multinational enterprises and the French trade deficit](#) », *CEPII Policy Brief*, n° 2022-38, octobre.

2.2. Une évolution sectorielle contrastée dans les échanges de biens et services¹

Malgré une détérioration de la balance des services qui est structurellement excédentaire (et réduit de ce fait le déficit de la balance commerciale de biens sans pour autant l'effacer), le déficit de la balance commerciale de biens et services de la France s'est en partie résorbé en 2023 sous l'impulsion donc d'une amélioration des échanges de biens – en hausse de 56,7 milliards d'euros par rapport à 2022, affichant ainsi un déficit de 76,1 milliards d'euros (hors matériel militaire), soit 1,0 % du PIB (après un déficit de 132,8 milliards en 2022). Notons également que les échanges de matériel militaire ont permis de réduire le déficit commercial d'environ 0,3 milliard d'euros en 2023. Les Tableaux 2 à 4 détaillent l'évolution des échanges de biens et services (ainsi que leur répartition sectorielle et géographique) depuis 2019.

La répartition du déficit commercial entre les produits manufacturés et énergétiques a été de respectivement 41 % et 59 % en 2023. Alors que le solde des échanges d'hydrocarbures naturels et produits pétroliers raffinés est resté fortement déficitaire, celui de l'électricité et du gaz manufacturé est redevenu excédentaire en 2023 de 4 milliards d'euros, soit 2 milliards d'euros au-dessus de son niveau de 2019. La fin des problèmes d'approvisionnement et des services de maintenance des centrales nucléaires ont permis cette amélioration de la production d'électricité (Tableaux 2 et 3).

En ce qui concerne les échanges de produits manufacturés non énergétiques, l'année 2023 a présenté beaucoup de similitudes avec les années précédentes. Les secteurs en déficit sont restés en 2023 les produits informatiques/électriques/optiques (expliquant 39 % du déficit de l'ensemble des échanges de biens manufacturés, contre 54 % en 2019), suivis par les produits métallurgiques (27 %), les produits manufacturés divers (22 %), le bois/papier/carton (13 %) ainsi que les textiles (11 %). En revanche, les échanges de produits chimiques, du matériel de transport, de produits agroalimentaires et de matériel militaire sont restés excédentaires. Sur l'ensemble des produits manufacturés (hors énergie), le déficit des échanges est resté supérieur de 20 milliards d'euros par rapport à son niveau de 2019. Seul le déficit (l'excédent) du solde des échanges du secteur textile (de la chimie) a été inférieur (supérieur) à son niveau atteint en 2019.

¹ Afin de fournir une analyse granulaire par produit et zone géographique, cette section se fonde essentiellement sur les données du commerce extérieur produites par la Banque de France. Ces dernières peuvent différer de celles produites par l'Insee en raison de l'ajustement comptable en grande partie lié à la nomenclature FAB/FAB.

**Tableau 2 – Les soldes des échanges français par grandes catégories de produits
(CAF-FAB en milliards d'euros)**

	2019	2022	2023	2024*	Variation 2023-2022	Variation 2023-2019
Bois, papier et carton	-5,2	-7,8	-6,9	-5,6	0,9	-1,7
Équipements électriques et ménagers	-7,8	-10,8	-9,9	-8,1	0,9	-2,1
Machines industrielles et agricoles, machines diverses	-8,3	-11,5	-9,7	-7,1	1,8	-1,4
Matériel de transport	15,0	5,2	4,9	2,8	0,3	-10,1
Matériel militaire	5,0	3,9	4,2	3,9	0,3	-0,8
Produits chimiques, parfums et cosmétiques	15,0	12,0	20,0	18,5	8,0	5,0
Produits des industries agroalimentaires (IAA)	6,0	5,6	5,4	3,9	-0,2	-0,6
Produits en caoutchouc et en plastique, produits minéraux divers	-7,3	-10,7	-10,0	-8,4	0,7	-2,7
Produits informatiques, électroniques et optiques	-16,3	-21,6	-19,9	-19,9	1,7	-3,6
Produits manufacturés divers	-11,3	-13,8	-11,0	-9,0	2,8	0,3
Produits métallurgiques et produits métalliques	-9,0	-15,9	-13,8	-0,9	2,1	-4,8
Produits pharmaceutiques	6,1	3,0	0,4	4,4	-2,6	-5,7
Textiles, habillement, cuir et chaussures	-12,0	-10,9	-5,8	-4,6	5,1	6,2
Ensemble produits manufacturés hors énergie	-30,6	-73,3	-50,6	-11,8	22,7	-20,0

* L'année 2024 reprend l'évolution de janvier à novembre 2024.

Lecture : le solde des échanges de produits manufacturés hors énergie (exportations – importations) de la France, en convention CAF-FAB, s'élevait à -31 milliards d'euros en 2019 et à -51 milliards d'euros en 2023 ; il a connu une variation de -20 milliards d'euros entre 2019 et 2023.

Sources : Banque de France, Macrobond ; calculs CNP

**Tableau 3 – Les soldes des échanges de produits énergétiques
(CAF-FAB, en milliards d'euros)**

	2019	2022	2023	2024*	Variation 2023-2022	Variation 2023-2019
Électricité et gaz manufacturé	2,0	-7,4	4,0	4,4	11,4	2,0
Hydrocarbures naturels et autres produits des industries extractives	-33,6	-85,6	-58,3	-43,3	27,4	-24,5
Produits pétroliers raffinés et coke	-15,4	-27,4	-18,7	-16,7	8,7	-3,3
Total	-47,0	-119,7	-73,0	-3,9	47,1	-25,8

* L'année 2024 reprend l'évolution de janvier à novembre 2024.

Sources : Banque de France

À l'exception des services dans les transports, la construction et les télécommunications, le solde des échanges extérieurs de services est resté excédentaire dans la plupart des différents sous-secteurs en 2023 et sur les quatre premiers mois de 2024 (Tableau 4). Même si les échanges de services ont baissé de 29 % en moyenne entre 2022 et 2023, le solde de la balance des services est resté supérieur de 11 milliards d'euros en 2023 par rapport à 2019, enregistrant un excédent de 36,9 milliards d'euros à la fin de 2023. Ce résultat est en grande partie dû à la forte amélioration du solde des services dans le secteur des transports, des voyages et des services financiers (Tableau 5).

Sans être une prévision du résultat de fin d'année, l'orientation du commerce extérieur de la France sur les quatre premiers mois de 2024 par rapport à la même période de 2023 reste positive, avec une amélioration pour les échanges de biens (13,7 milliards d'euros), de produits énergétiques (6,7 milliards d'euros) et de services (3,7 milliards d'euros).

**Tableau 4 – Les soldes des échanges français de services par catégories
(CAF-FAB, en milliards d'euros)**

	2019	2022	2023	2024*	Variation 2023-2022	Variation 2023-2019
Assurances et retraites	0,8	-3,2	2,5	-0,2	5,7	1,7
Autres services aux entreprises	9,5	6,3	5,7	1,3	-0,6	-3,8
Autres services personnels culturels ou de loisirs	0,3	0,0	0,3	-0,1	0,3	0
Commissions de propriété intellectuelle	2,7	0,7	1,1	0,7	0,4	-1,6
Construction	0,5	-1,2	-1,4	-0,5	-0,2	-1,9
Entretien et réparation	1,5	4,0	5,2	1,5	1,2	3,7
Services de fabrication	0,3	1,2	0,7	0,2	-0,5	0,4
Services financiers	7,0	10,4	11,7	4,6	1,3	4,7
Services publics	0,4	1,0	0,9	0,3	-0,1	0,5
Télécommunications, informatique et information	-4,1	-6,2	-6,3	-2,2	-0,1	-2,2
Transports	-4,7	21,6	-1,6	-0,5	-23,2	3,1
Voyages	11,6	17,5	18,1	4,8	0,6	6,5
Ensemble des services	25,8	52,1	36,9	9,9	-15,2	11,1

* L'année 2024 reprend l'évolution sur les quatre premiers mois de l'année, soit de janvier à avril 2024.

Sources : Banque de France, Macrobond ; calculs CNP

La répartition géographique des échanges de biens français (Tableau 4) souligne que l'essentiel du déficit commercial en 2023 provient des échanges de la France avec

l'Asie (dont plus des trois quarts avec la Chine) et l'Union européenne (dont 80 % du déficit a eu lieu avec la zone euro). En revanche, le solde des échanges de biens avec le Royaume-Uni reste structurellement en excédent. Les observations sur les quatre premiers mois de l'année 2024 mettent en avant une nouvelle amélioration du solde commercial avec la plupart de ces pays au cours de cette année.

Tableau 5 – Solde de la balance commerciale de la France par répartition géographique (CAF-FAB, en milliards d'euros)

	2019	2022	2023	2024*	Variation 2023-2022	Variation 2023-2019
Afrique	-0,2	-10,7	-9,2	-5,9	1,5	-9,0
Amérique	7,5	-12,5	-6,0	-2,1	6,5	-13,5
Asie	-34,9	-71,7	-59,5	-49,4	12,2	-24,6
Chine	-32,4	-54,5	-47,2	-43,1	7,3	-14,8
États-Unis	2,9	-13,2	-7	-2	6,2	-9,9
Inde	-0,9	-3,0	-1,9	-1,3	1,1	-1,0
Japon	-2,7	-3,6	-3,7	-0,2	-0,1	-1,0
Proche-Orient	2,8	-3,7	0,8	2,0	4,5	-2,0
OCDE	-28,0	-73,0	-45,8	-24,6	27,2	-17,8
Europe entière	-38,7	-72,8	-35,4	-25,1	37,4	3,3
Union européenne (26)	-44,5	-60,9	-45,8	-34,6	15,1	-1,3
Zone euro (15)	-38,0	-53,2	-36,9	-27,8	16,3	1,1
Allemagne	-15,0	-10,4	-8,6	-9,0	1,8	6,4
Belgique	-3,8	-23,0	-12,3	-7,8	10,7	-8,5
Espagne	0,4	-8,8	-5,4	-3,3	3,4	-5,8
Irlande	-4,2	-2,5	-2,7	-2,6	0,2	1,5
Italie	-5,9	1,8	0,4	-1,9	-1,4	6,3
Pays-Bas	-7,7	-8,1	-8,4	-5,8	-0,3	-0,7
Royaume-Uni	12,8	5,3	10,6	9,9	5,3	-2,2
Monde entier (CAF/FAB) hors matériel militaire	-77,8	-187,8	-122,4	-31,4	65,4	-44,6

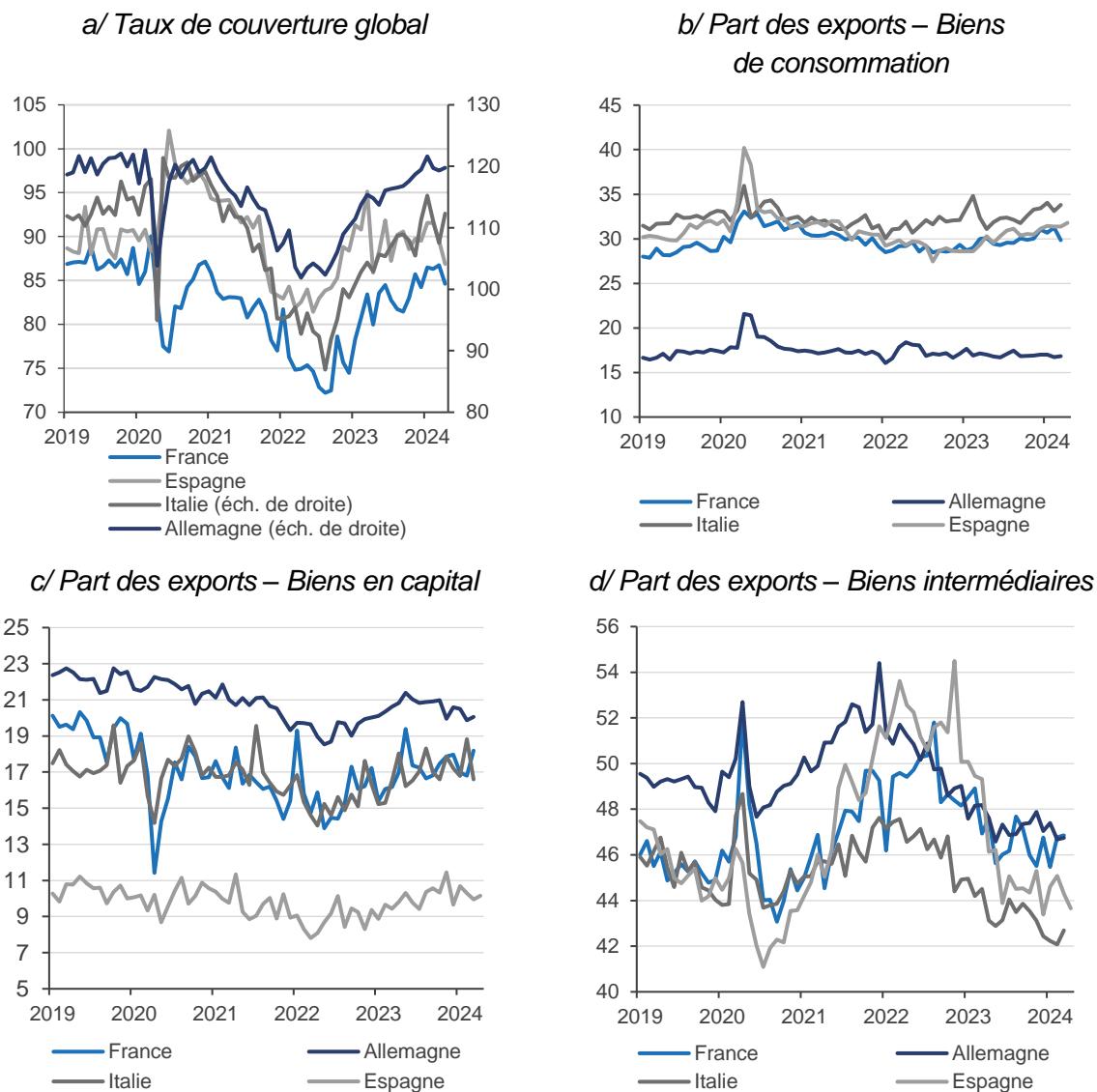
* L'année 2024 reprend l'évolution de janvier à novembre 2024.

Sources : Banque de France, Macrobond ; calculs CNP

Défini comme le ratio entre la valeur des exportations et des importations de biens, le taux de couverture confirme une amélioration globale de l'équilibre entre exportations et importations de biens manufacturés depuis le milieu de l'année 2022, en cohérence avec l'analyse ci-dessus conduite sur les soldes (Graphique 6a). Ayant légèrement baissé en début d'année 2024, le taux de couverture global (y compris l'énergie) s'est stabilisé à 84 % en avril dernier (et à 92 % pour les produits manufacturés hors énergie), se rapprochant ainsi de son niveau du début de l'année 2019 (Graphique 6).

Il faut également noter le taux de couverture de 112 % pour un pays comme l'Italie, qui a une structure de biens dans les exportations assez similaire à celle de la France.

Graphique 6 – Taux de couverture global des échanges et part des grandes catégories de biens manufacturés dans les exportations totales de chaque pays (en pourcentage)

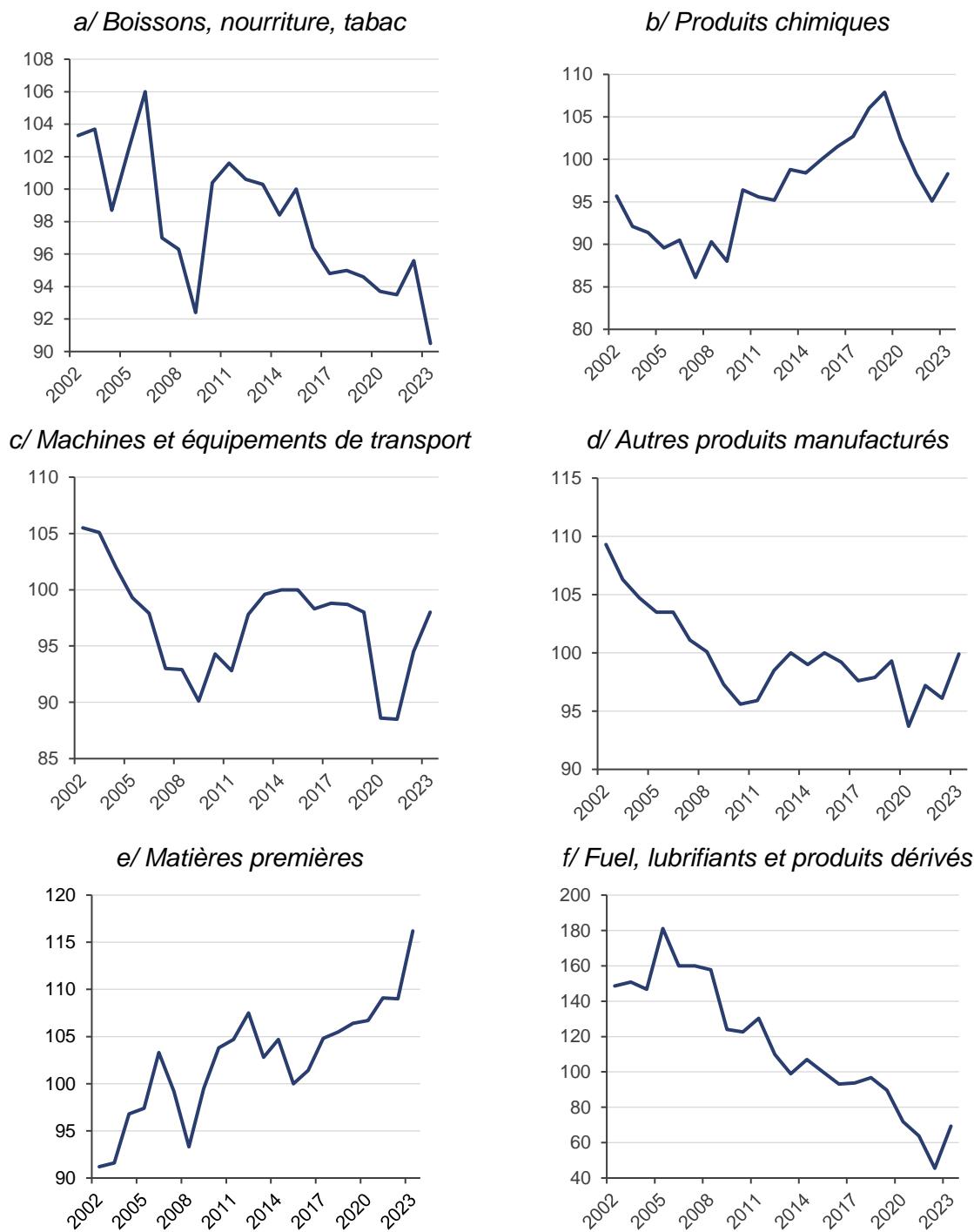


Source : Eurostat, International Trade in Goods, Macrobond ; calculs CNP

Le Graphique 7 met toutefois en évidence une très forte hétérogénéité entre les différents secteurs, avec une dégradation continue du taux de couverture pour le « fuel, lubrifiants et produits dérivés » (depuis 2002) et les « boissons, nourriture et tabac » (depuis 2011). Le taux de couverture dans les autres catégories de biens manufacturés soit se redresse depuis la fin 2021-2022, soit se stabilise (comme pour les autres

produits manufacturés). Seul le taux de couverture des matières premières est en nette amélioration depuis la fin de 2022, dépassant le seuil des 115 %.

**Graphique 7 – Taux de couverture des échanges
par grandes catégories de biens manufacturés (en pourcentage)**



Source : Eurostat, International Trade in Goods, Macrobond

3. La compétitivité française : peut mieux faire

Dans la suite de ce chapitre, nous concentrons notre analyse sur la balance commerciale (donc des seuls biens), car c'est la composante de la balance courante qui affiche un déficit structurel depuis longtemps.

Comme nous le soulignions dans la section 1 du présent chapitre, le concept de compétitivité peut revêtir diverses dimensions qu'il n'est pas toujours facile à hiérarchiser. La section précédente suggère certes une amélioration récente de la position internationale des produits français sur les marchés européens et mondiaux, mais elle signale un déséquilibre structurel des échanges.

Au-delà des contraintes capacitaire de production ou des chocs conjoncturels (comme les difficultés d'approvisionnement), stimuler davantage la demande internationale pour les produits français suppose soit de travailler sur les coûts de production pour comprimer les prix de vente (et donc améliorer la compétitivité prix), soit d'innover afin de se créer des niches d'exportation et de désensibiliser dans une certaine mesure les produits exportés au prix de vente (c'est-à-dire d'améliorer la compétitivité hors prix), soit les deux. C'est l'objet de cette section.

3.1. Une compétitivité prix en redressement

La compétitivité prix d'un pays recouvre plusieurs facteurs comme le coût des intrants, les impôts de production ou encore le comportement de marge. Ici, l'analyse se concentre sur les prix de la production et sur les coûts salariaux essentiellement. Il est donc opportun de regarder l'évolution des prix de la production aux marchés extérieurs en France par rapport à ses partenaires commerciaux européens.

À cette fin, nous utilisons les données de l'enquête Eurostat sur les prix de production de l'industrie manufacturière à destination des marchés extérieurs. Dans le Graphique 8 (pour les marchés extérieurs hors de la zone euro), nous rapportons l'évolution des prix de la production destinée aux marchés extérieurs de la France aux prix des autres pays européens, pour l'industrie dans son ensemble (hors construction), le secteur manufacturier, l'énergie et les grandes catégories de biens exportés¹.

¹ Alors que les prix français ont progressé moins vite depuis le milieu de 2022 que ceux de ses principaux partenaires au sein de la zone euro (Graphique 9) dans l'industrie dans son ensemble, il n'en est rien sur les marchés extérieurs hors de la zone euro (Graphique 8).

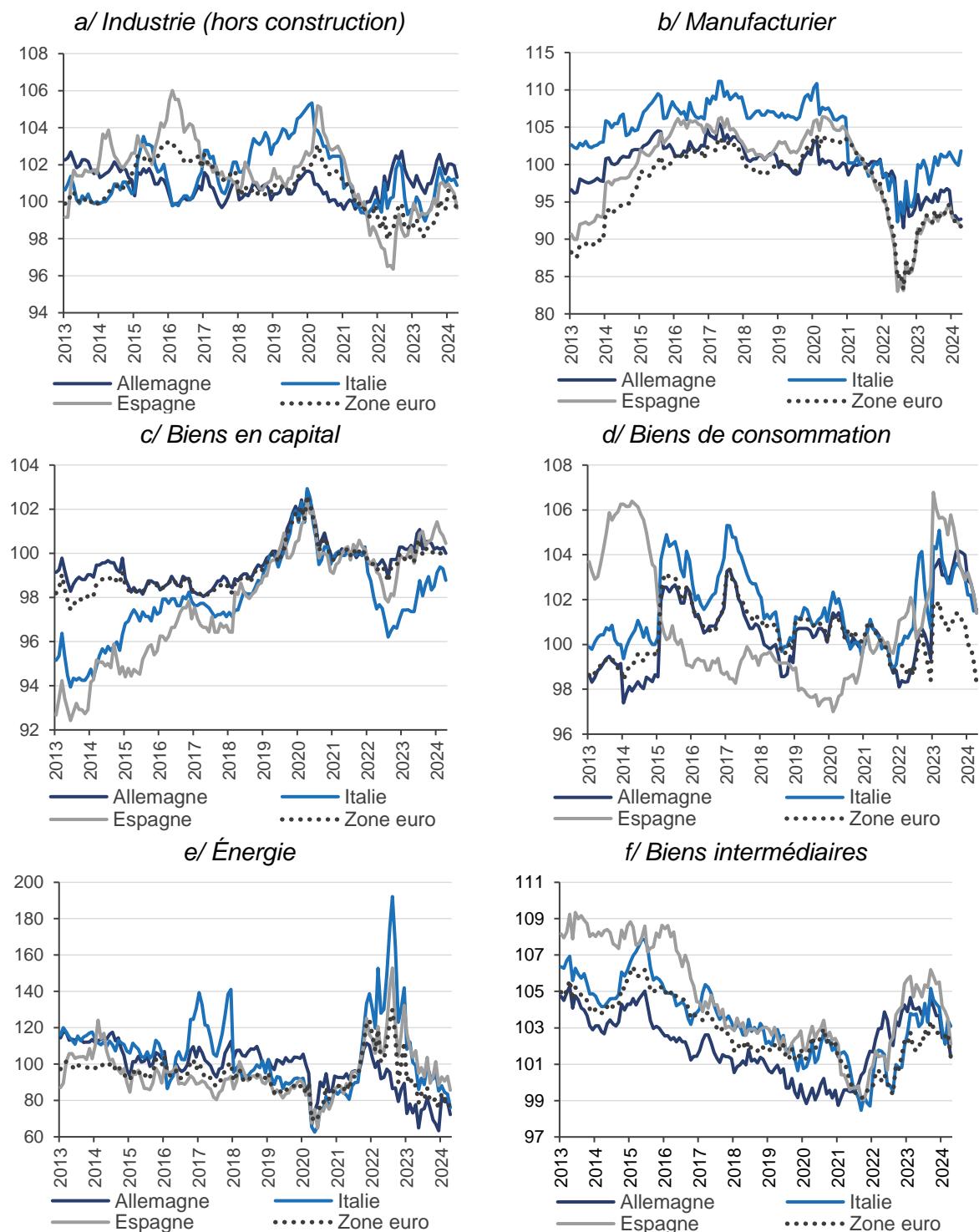
Sur les marchés hors de la zone euro, les prix industriels français ont progressé plus rapidement que ceux de nos partenaires sur la période 2022-2024 malgré la désinflation observée depuis la fin de 2022. Pour l'ensemble de l'industrie (hors construction), les prix français par rapport à ceux des principaux partenaires commerciaux sont pratiquement revenus à leurs niveaux de 2019 sur les marchés d'exportation hors de la zone euro. En revanche, dans le secteur manufacturier, qui est le plus exposé à l'export, les prix à la production (hors de la zone euro) ont baissé jusqu'à la fin de 2022 et, malgré le rebond ensuite, les prix français sont restés inférieurs à leur niveau de 2019, sauf par rapport aux prix italiens.

En ce qui concerne l'évolution des prix relatifs dans les autres secteurs, il faut surtout souligner l'amplitude du mouvement de prix. En dehors de la zone euro (Graphique 8), les prix français progressent moins vite que ceux des principaux concurrents européens, à l'exception du secteur manufacturier et des biens en capital. Ces résultats peuvent refléter une différenciation entre les marchés d'exportation en dehors de la zone de la répercussion des prix industriels qui ont progressé plus vite que l'inflation sur la période 2000-2024¹. Au sein de la zone euro (Graphique 9), le fait marquant est la hausse des prix français relativement aux prix italiens (dans le secteur du manufacturier, des biens en capital et, dans une certaine mesure, des biens intermédiaires) et espagnols (dans le secteur manufacturier, des biens en capital et de l'énergie).

À l'aune des résultats du Graphique 8, il est intéressant de regarder également l'évolution des termes de l'échange, lesquels indiquent combien de biens importés un pays peut obtenir en échange d'une quantité donnée de biens exportés. Par construction, l'amélioration des termes de l'échange peut s'expliquer soit par une hausse des prix à l'exportation, soit par une baisse des prix à l'importation.

¹ En effet, l'inflation (définie comme le taux de croissance de l'indice des prix à la consommation) a progressé de 14,9 % entre janvier 2000 et juin 2024, contre 22,1 % pour le déflateur de la valeur ajoutée dans l'industrie (hors construction).

Graphique 8 – Évolution des prix des relatifs français par rapport à ses principaux concurrents sur les marchés extérieurs hors de la zone euro (indice 2021 = 100)

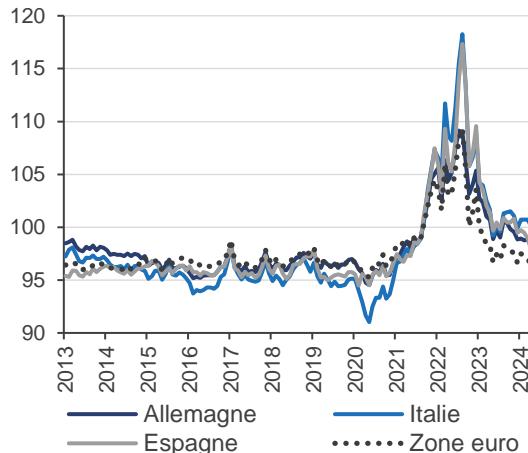


Lecture : chaque courbe rapporte le ratio entre les prix français à la production pour les marchés extérieurs et les prix du pays en question, avec une base 100 en 2021. Ainsi, quand la courbe descend, les prix français diminuent par rapport aux prix du pays correspondant.

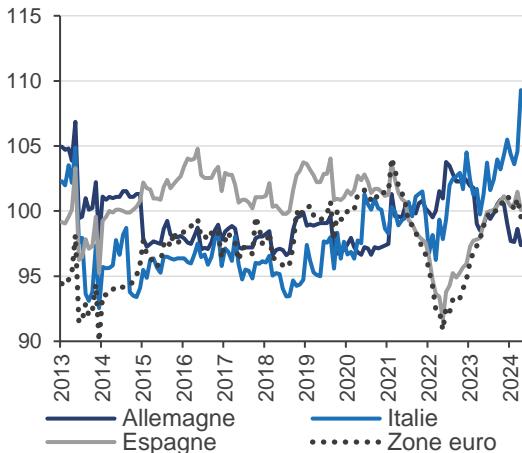
Source : Eurostat, prix à la production sur les marchés extérieurs

Graphique 9 – Évolution des prix relatifs français par rapport à ses principaux concurrents sur les marchés extérieurs dans la zone euro (indice 2021 = 100)

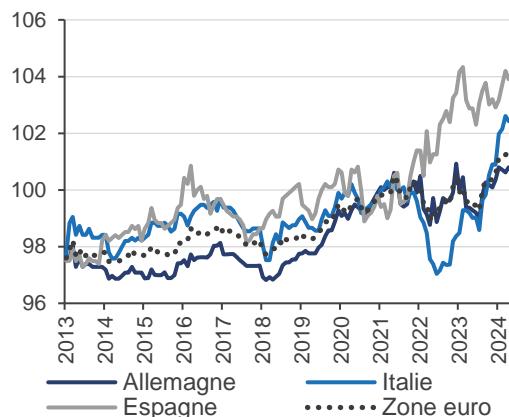
a/ Industrie (hors construction)



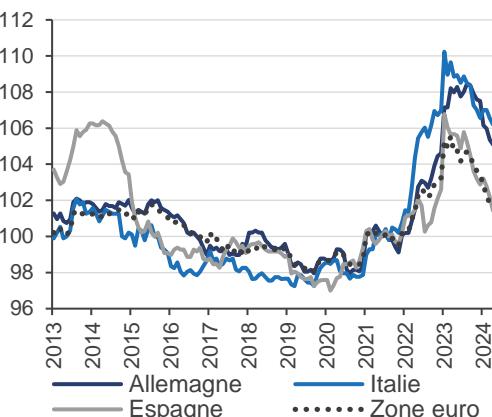
b/ Manufacturier



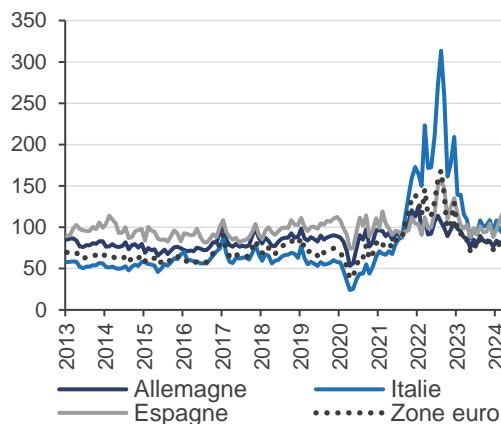
c/ Biens en capital



d/ Biens de consommation



e/ Énergie



f/ Biens intermédiaires



Lecture : chaque courbe rapporte le ratio entre les prix français à la production pour les marchés extérieurs et les prix du pays en question, avec une base 100 en 2021. Ainsi, quand la courbe descend, les prix français diminuent par rapport aux prix du pays correspondant.

Source : Eurostat, prix à la production sur les marchés extérieurs, Macrobond ; calculs CNP

Les termes de l'échange mesurent le coût macroéconomique du renchérissement des approvisionnements (par exemple, quand les prix de l'énergie augmentent). D'un côté, une augmentation des prix à l'exportation peut être le signe d'une amélioration de la qualité des produits exportés (comme c'est le cas de l'Allemagne traditionnellement). De l'autre, une dégradation des termes de l'échange peut refléter une amélioration de la compétitivité prix.

À l'exception de la Belgique et de l'Espagne, ce premier indicateur suggère une amélioration sur la période récente pour la plupart des pays, que ce soit sur l'ensemble de l'année 2023 ou sur les premiers mois de l'année 2024 (Tableau 6). Toutefois, par rapport à 2019, les termes de l'échange restent négatifs pour la France tout comme pour la zone euro, la Belgique et l'Irlande.

Tableau 6 – Évolution des termes de l'échange pour l'industrie (en %)

	Variation 2024-2023	Variation 2023-2022	Variation 2022-2021	Variation 2024-2019	Variation 2023-2019
Zone euro	1,8	6,3	-1,2	-1,4	-2,3
Allemagne	3,9	4,0	4,4	3,5	3,7
Belgique	-4,8	-4,1	5,5	8,1	-7,6
Espagne	-0,6	4,1	-3,7	-0,2	1,9
France	2,1	3,4	1,1	0,2	-1,4
Irlande	2,3	2,9	-1,3	-10,4	-6,1
Italie	3,8	2,7	-4,3	2,3	0,4
Pays-Bas	1,1	4,5	-2,4	3,4	1,6

Note : l'évolution des termes de l'échange est calculée comme la variation du ratio prix à l'exportation sur prix à l'importation ; pour 2024, les niveaux de prix sont mesurés comme l'acquis sur les quatre premiers mois. Valeurs en fin d'année.

Lecture : en France, les termes de l'échange des produits industriels ont progressé de 2,1 % sur les quatre premiers mois entre 2023 et 2024, après une hausse de 3,4 % entre 2022 et 2023. Par rapport à 2019, les termes de l'échange pour la France restaient inférieurs de 1,4 % à la fin 2023.

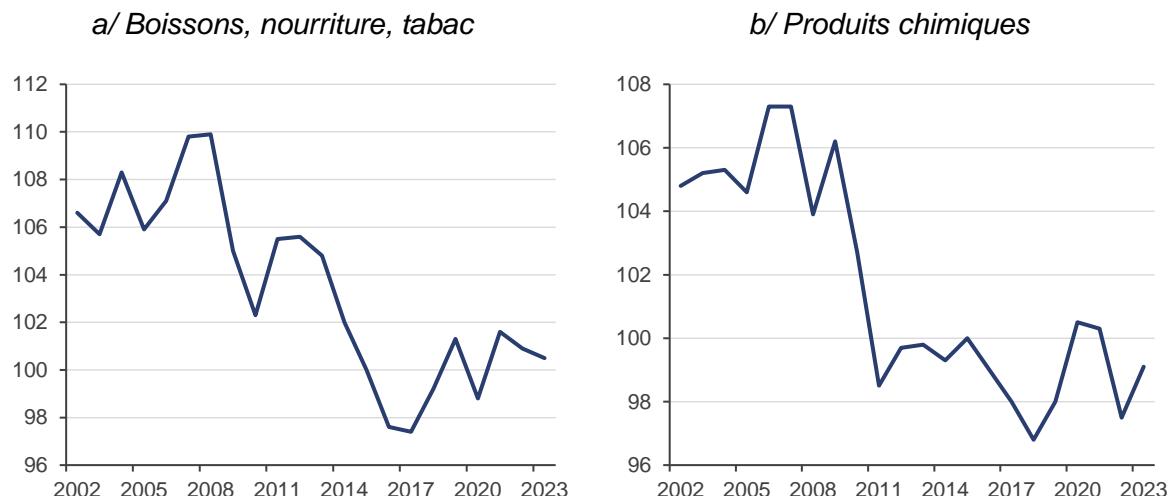
Sources : Eurostat, sources nationales, Macrobond ; calculs CNP

Comme l'illustre le Graphique 10, la détérioration des termes de l'échange depuis 2019 s'est principalement concentrée dans le secteur des machines et équipements de transport, des produits chimiques et des matières premières. En revanche, l'amélioration globale sur l'année 2023 tient surtout d'une progression des termes de l'échange dans le secteur du fuel, des lubrifiants et des produits dérivés ainsi que dans le secteur des autres produits manufacturés, alors que les termes de l'échange dans

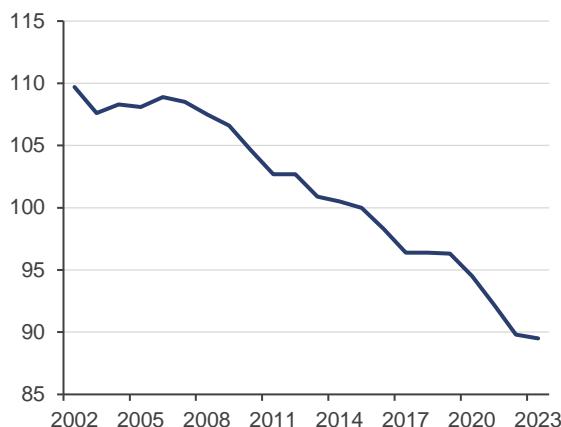
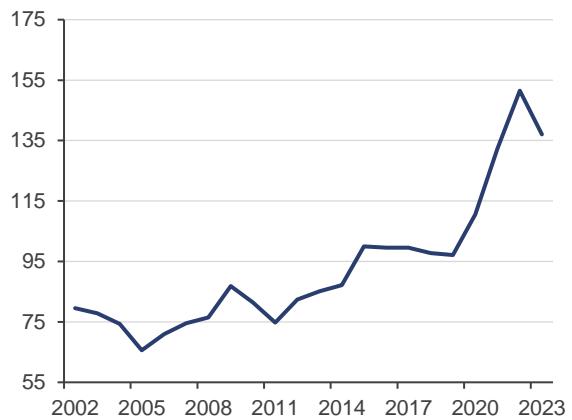
le secteur des boissons, de la nourriture et du tabac sont globalement revenus à leur niveau de 2019.

Dès lors qu'un pays est davantage exposé à une compétitivité prix, cela signifie que pour rester compétitif par rapport à ses principaux concurrents, le pays en question doit maîtriser ses coûts de production de manière à garder des prix à l'exportation attractifs par rapport aux mêmes produits de ses concurrents. C'est en particulier le cas pour la France, spécialisée dans l'exportation d'un nombre plus limité de biens à haute valeur ajoutée (aéronautique, luxe, chimie et pharmacie), que pour un pays comme l'Allemagne. Il est dès lors intéressant de se pencher sur l'évolution des coûts salariaux¹.

Graphique 10 – Évolution des termes de l'échange pour les grandes catégories de biens dans l'industrie manufacturière (indice 2015 = 100)



¹ Daudin G., Monperrus-Veroni P., Riffart C. et Schweisguth D. (2006), « [Le commerce extérieur en valeur ajoutée](#) », *Revue de l'OFCE*, vol. 2006/3, n° 98, juillet, p. 129-165. Voir aussi Fortes M. (2012), « [Spécialisation à l'exportation de la France et de quatre grands pays de l'Union européenne entre 1990 et 2009](#) », *Trésor-Éco*, n° 98, Direction général du Trésor, février.

c/ Machines et équipements de transport*d/ Autres produits manufacturés**e/ Matières premières**f/ Fuel, lubrifiants et produits dérivés*

Lecture : ce graphique montre l'évolution des termes de l'échange de la France pour les principales catégories de produits exportés et importés par la France. Ainsi, pour la catégorie « Boissons, nourriture et tabac », la valeur des exportations françaises correspondait globalement à la valeur des produits importés à la fin de 2023. En revanche, la valeur des importations de machines et équipements de transport était environ 10 % supérieure à celle des exportations (indice à environ 90).

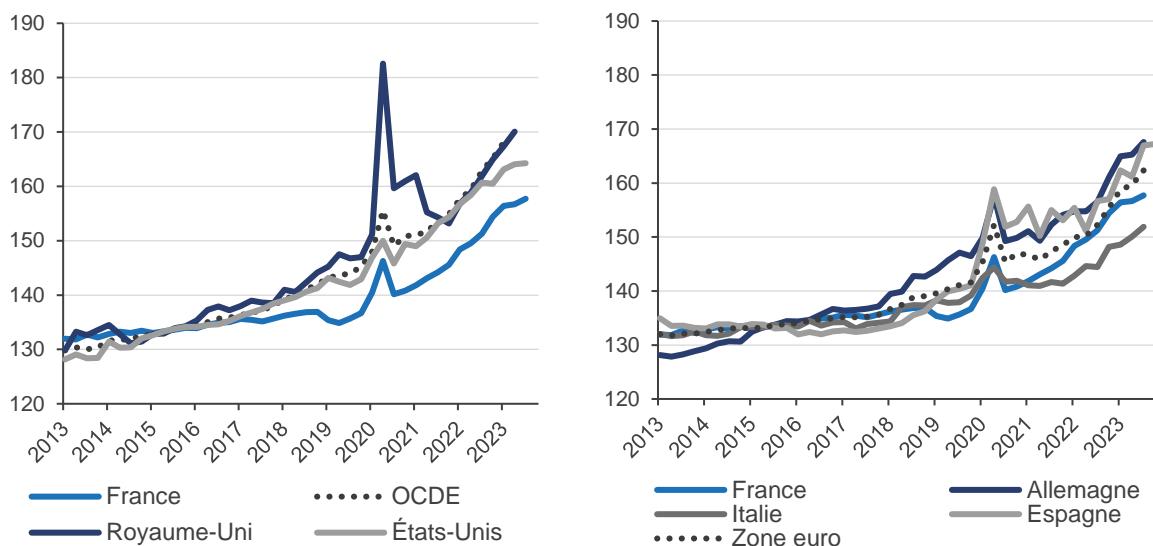
Source : [Eurostat, International Trade in Goods, Macrobond](#)

De manière globale, on observe une rupture dans l'évolution des coûts salariaux unitaires – mesurant le coût de la main-d'œuvre nécessaire pour produire une unité de produit – en France autour de l'année 2016. Cela est attribuable à la baisse des cotisations sociales patronales, d'abord sous la forme du CICE¹ et de la baisse de

¹ Introduit en 2013, le Crédit d'impôt pour la compétitivité et l'emploi (CICE) avait pour objectif de redonner aux entreprises des marges de manœuvre pour investir, prospecter de nouveaux marchés, innover, favoriser la recherche et l'innovation, recruter, restaurer leur fonds de roulement ou accompagner la transition écologique et énergétique grâce à une baisse du coût du travail. Le Pacte de

cotisations salariales via le pacte de responsabilité de 2013 à 2019, et sous une forme pérenne ensuite qui a permis une progression plus faible des coûts salariaux unitaires de la France par rapport à ses principaux partenaires commerciaux (Graphique 11). Au sein de la zone euro, il faut noter néanmoins la plus faible progression des coûts unitaires salariaux de l'Italie depuis 2021¹.

Graphique 11 – Évolution des coûts salariaux unitaires des principaux partenaires commerciaux rapportés aux équivalents français (indice 1995 = 100)



Note : la pente plus douce des coûts salariaux en France par rapport aux autres pays à partir de 2013 reflète en partie l'impact de la baisse des cotisations patronales induites par le CICE décrit ci-dessus.

Lecture : l'indice des coûts salariaux unitaires au premier trimestre de 1995 pour chaque pays est rapporté au niveau de cet indice pour la France. À la fin de 2023, la France a enregistré une hausse de près de 60 % de ses coûts unitaires salariaux par rapport au premier trimestre de 1995 mais est repassée en deçà du niveau de ses principaux partenaires depuis 2016, à l'exception de l'Italie.

Source : OCDE, Macrobond

L'accélération de la hausse des coûts salariaux unitaires en France depuis 2019, commune à tous les pays de l'OCDE, est certes à mettre en lien avec le décrochage de la productivité analysée au Chapitre 1 du présent rapport, mais également avec la hausse, même modérée, du coût du travail. Après une période de stabilité entre la fin de la crise financière de 2012 et celle du Covid-19 en 2020, le coût du travail est reparti à la hausse

responsabilité et de solidarité, quant à lui, fut mis en place en 2014 pour relancer la croissance et l'emploi en France via divers allègements de cotisations, impôts de production et de fiscalité.

¹ Rappelons toutefois que, depuis la crise de 2020, les comparaisons des coûts salariaux sont plus difficiles à interpréter car elles peuvent être biaisées du fait de l'activité partielle : les comparaisons avec les autres pays avancés traduisent sur la période 2020-2022 davantage les différences de calendrier des confinements et les modalités des dispositifs d'activité partielle que des évolutions structurelles.

dès 2021 dans la plupart des pays européens, avec une hausse plus marquée en Allemagne et en France reflétant une période plus inflationniste.

À la fin de 2023, le coût du travail total pour l'ensemble de l'économie marchande oscillait entre 24 euros l'heure (Espagne) et 42 euros (Allemagne et France) pour une moyenne de 32 euros et 36 euros l'heure respectivement pour l'Union européenne et la zone euro.

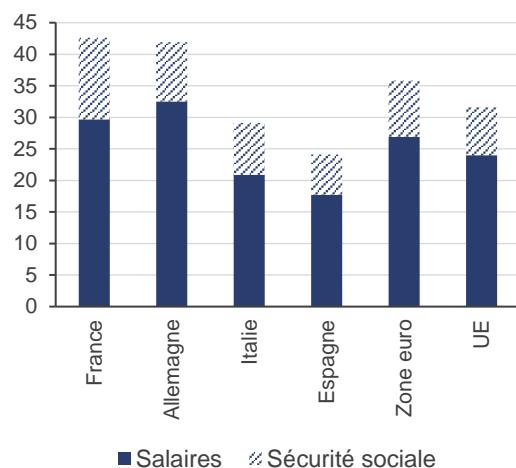
À nouveau, ces chiffres moyens cachent des réalités sectorielles bien différentes et une composante non salariale plus ou moins importante (Graphique 12). Si l'on compare la France à l'Allemagne, il ressort que le coût du travail total est plus faible en France dans l'industrie (45 euros l'heure, contre 46 euros en Allemagne) et le secteur manufacturier (44 euros, contre 46 euros), mais plus élevé dans les autres secteurs. Cela reflète les efforts du gouvernement français pour abaisser le coût du travail par un allègement des charges. Pour tous les secteurs, la compensation totale est plus élevée en France que dans l'ensemble de l'Union européenne (de la zone euro, l'Italie et l'Espagne en particulier). Or, des prix élevés des services dégradent la compétitivité de l'industrie dans la mesure où celle-ci les utilise beaucoup comme consommation intermédiaire¹.

Néanmoins, une autre caractéristique majeure de la situation française est le poids de la composante non salariale (qui comprend les contributions relatives aux avantages sociaux, comme l'assurance santé, les retraites complémentaires, etc.). Celle-ci est jusqu'à 4 euros par heure supérieure en France par rapport à l'Allemagne selon les secteurs. Abstraction faite de cette composante, le niveau des salaires en France est désormais plus bas qu'en Allemagne dans tous les secteurs d'activité marchands à l'exception du transport (Graphique 12).

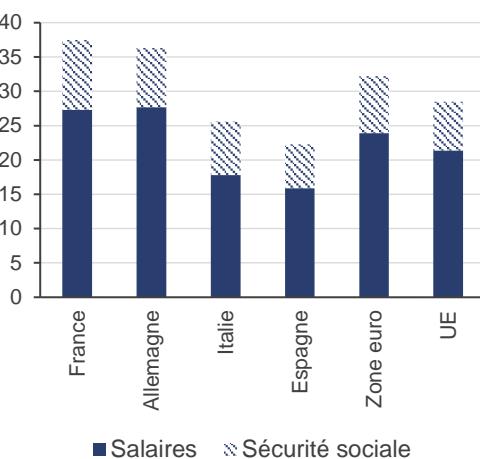
¹ Ponton C. (2020), « [Coût des intrants et compétitivité en France, Allemagne et Italie](#) », *Trésor-Éco*, n° 258, Direction général du Trésor, avril.

Graphique 12 – Coût du travail total dans les grands secteurs marchands de l'économie chez les principaux partenaires européens en 2023 (coût horaire en euros)

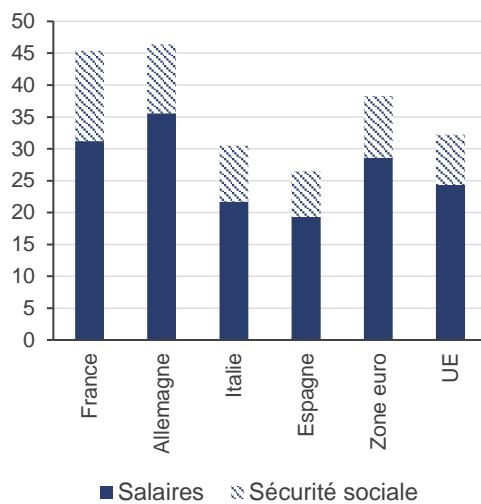
a/ Ensemble de l'économie



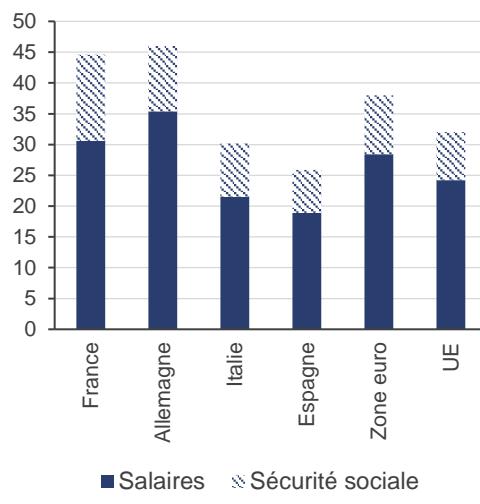
b/ Construction

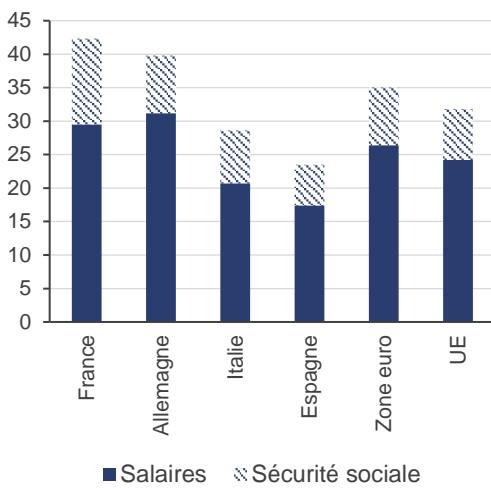
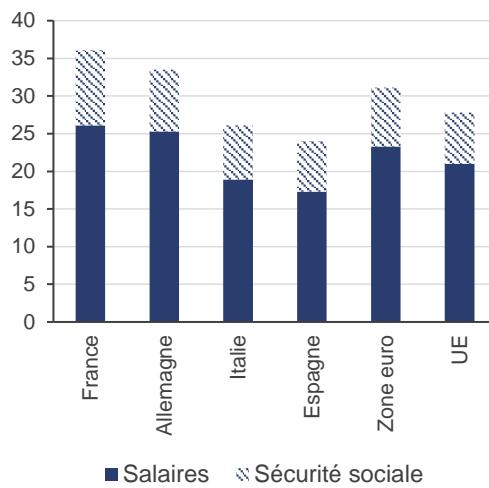


c/ Industrie



d/ Manufacturier



e/ Services aux entreprises*f/ Transport de marchandises*

Note : l'indice de compensation salariale global élaboré par Eurostat comprend la rémunération globale des employés (compensation) plus les taxes et moins les subsides. Le terme « sécurité sociale » désigne tous les coûts non salariaux (taxes et autres cotisations) attachés aux salaires.

Source : Eurostat, Macrobond

3.2. Une compétitivité hors prix à parfaire

Au-delà du prix, les biens exportés peuvent jouir d'un positionnement unique de par leur qualité, leur singularité (pas de produits concurrents directs car uniques voire innovants entre autres), leur design ou encore leur service après-vente, entre autres paramètres non monétaires. C'est cette dimension qu'essaye de saisir l'enquête Compétitivité menée par Rexecode (2023), tant pour les biens intermédiaires (produits minéraux, textile, bois et papier, chimie, caoutchouc et plastiques) que d'investissement (comme les biens d'équipement mécanique¹ et les biens d'équipement électrique et électronique²) et de consommation³ (Tableau 7)⁴.

¹ Ceux-ci comprennent entre autres les machines d'usage général ou spécifique, les machines agricoles, les machines-outils, les turbines, les chaudières, les roulements et les chaînes.

² Ceux-ci comprennent entre autres les équipements informatiques, télécom et les instruments de mesure ou de climatisation.

³ Ceux-ci couvrent quatre grandes catégories de biens comme l'habillement et les accessoires, l'équipement du logement, les produits pharmaceutiques et hygiène beauté ainsi que les produits agroalimentaires.

⁴ Voir Rexecode (2023), « [La compétitivité française en 2022. Recul endigué des parts de marché mais déficit extérieur record](#) », Document de travail, n° 84, janvier et Rexecode (2024), « [La compétitivité française en 2023. Le déficit extérieur se réduit mais l'attractivité plafonne](#) », Document de travail, n° 89, février. Depuis le début des années 2000, Rexecode mène chaque année une enquête sur la perception des grands acheteurs européens sur les produits qu'ils achètent à l'étranger. En septembre 2022,

Tableau 7 – Indicateurs de compétitivité de la France et ses concurrents au début 2023

	France	Allemagne	Royaume-Uni	Italie	Espagne	PECO	États-Unis	Japon	Asie	Chine
<i>Habillement et accessoires</i>										
Qualité	2	1	5	4	7	8	6	3	10	9
Prix	7	8	6	9	10	2	4	5	1	3
Hors prix	1	2	6	4	7	8	5	3	10	9
<i>Équipement du logement</i>										
Qualité	4	2	6	3	9	8	7	1	5	10
Prix	8	4	9	7	6	5	10	2	3	1
Hors prix	4	2	6	3	8	7	5	1	9	10
<i>Produits pharmaceutiques et hygiène beauté</i>										
Qualité	3	2	7	6	9	8	1	4	5	10
Prix	8	9	7	10	6	5	4	2	3	1
Hors prix	4	3	8	6	9	5	1	2	7	10
<i>Produits agroalimentaires</i>										
Qualité	1	2	6	4	8	3	7	5	9	10
Prix	4	1	10	6	8	2	7	5	9	3
Hors prix	2	1	6	5	8	4	3	7	9	10
<i>Biens de consommation (ensemble)</i>										
Qualité	2	1	6	4	8	7	5	3	9	10
Prix	8	5	10	9	7	4	6	3	2	1
Hors prix	3	1	7	5	8	6	4	2	9	10

Note : le tableau rapporte le classement de chaque pays dans les grandes catégories de biens de consommation évalués par près de 500 importateurs dans le monde. Le terme « PECO » fait référence aux pays de l'Europe centrale et orientale qui comprennent notamment la Pologne, la Hongrie, la République tchèque, la Slovaquie, la Roumanie, la Bulgarie, et les pays baltes (Estonie, Lettonie, Lituanie).

Source : Rexocode, enquête Compétitivité 2023

Comme l'enquête Rexocode (2024) l'illustre, les produits français sont fortement appréciés par les importateurs car ils sont considérés comme de très bonne qualité (talonnant les produits allemands dans la plupart des secteurs), mais étant trop chers par rapport à cette qualité. Même si la situation s'est améliorée depuis quelque temps, la France apparaît plus en concurrence sur la composante prix avec des pays comme

l'enquête a été effectuée par l'institut Kantar. Elle porte sur un échantillon de 480 importateurs de six grands pays européens (Allemagne, France, Italie, Espagne, Belgique, Royaume-Uni) qui ont été interrogés sur la perception qu'ils ont des produits en provenance des principaux pays européens, d'Europe centrale et orientale (PECO), des États-Unis, du Japon, de la Chine et des pays d'Asie hors Japon et hors Chine, soit douze entités géographiques au total.

l'Italie, l'Espagne ou encore les pays d'Europe centrale et orientale (PECO). La concurrence est encore plus forte avec les produits en provenance de Chine pour lesquels le prix surcompense la faible appréciation en termes de qualité (Tableau 7).

Le diagnostic suggéré ci-dessus est donc que l'industrie française souffre d'un problème de gamme, trop faible pour ses prix¹. Ce constat avait déjà été souligné par Sautard *et al.* (2014)². Afin d'appréhender le positionnement « hors prix » des économies avancées, une approche non économétrique de la sensibilité prix des exportations, fondée sur la théorie des préférences révélées du consommateur, y est développée. Plusieurs indicateurs rendent compte du degré de sensibilité prix des exportations des différents pays tout en illustrant le positionnement sectoriel relatif des exportateurs et en les différenciant selon leur niveau de gamme.

Sautard *et al.* (2014) arrivent à plusieurs constats. D'une part, le positionnement hors prix de la France (comme celui de l'Italie ou des États-Unis) s'avère médian par rapport aux principaux pays développés : les résultats obtenus contribuent en partie à expliquer la faiblesse des performances à l'exportation de la France sur la décennie 2000 (en comparaison avec l'Allemagne notamment). D'autre part, les trajectoires similaires de l'Allemagne et de la France en termes de compétitivité prix n'ont pas les mêmes implications sur leurs performances à l'exportation : en Allemagne, pays relativement peu sensible à la compétitivité prix, l'amélioration continue de la performance à l'exportation semble provenir essentiellement d'un avantage de compétitivité hors prix. Par ailleurs, la décomposition du solde commercial français (hors énergie) selon la contribution des produits à dominante « qualité », « prix » ou « intermédiaire » montre que sa dégradation depuis le début des années 2000 est essentiellement liée à la détérioration de la balance des produits « prix » et, dans une moindre mesure, à celle des produits « intermédiaires ». Le doublement de l'excédent sur les produits « qualité » ne suffit pas à compenser la dégradation des autres composantes. Ces évolutions confirment que si la France est relativement bien positionnée sur le hors prix et les produits de haute technologie, elle ne l'est pas suffisamment pour résister à une dégradation de sa compétitivité prix.

¹ Ce constat se confirme également pour les biens d'équipement mécanique, électrique et électronique dans l'enquête de l'Observatoire Rexicode-Skema (2025), « Enquête sur la compétitivité des exportations françaises auprès des importateurs étrangers », à paraître. Fait également intéressant, le mauvais positionnement de la France par rapport à ses concurrents en ce qui concerne la variété des fournisseurs au sein du pays, qui reflète une base industrielle plus étroite.

² Sautard R., Tazi A. et Thubin C. (2014), « [Quel positionnement “hors prix” de la France parmi les économies avancées ?](#) », Trésor-Éco, n° 122, Direction générale du Trésor, janvier.

Plus récemment, Cezar et Cartellier (2019)¹ adoptent une méthodologie originale² pour la compétitivité hors prix à partir du facteur prix. Ils montrent en particulier que les rôles respectifs des deux composants (prix et hors prix) de la compétitivité varient suivant les pays européens. Pour la France, ils contribuent tous les deux négativement à la croissance des exportations jusqu'en 2007, avant d'être plus favorables. En revanche, le composant hors prix change de signe en 2011 pour contribuer très marginalement à l'évolution du commerce extérieur français, tandis que l'impact du composant prix reste négatif.

3.3. Les pertes de parts de marché de la zone euro et de la France depuis la crise sanitaire proviennent pour environ un quart du choc de prix de l'énergie³

Sur longue période, il est possible de modéliser les exportations de biens des principales économies de la zone euro⁴ grâce à un modèle économétrique à correction d'erreur (voir [Annexe 5](#)). À long terme, le volume des exportations est déterminé de façon classique par la demande mondiale adressée aux principales économies de la zone euro et par la part des émergents, qui permet de capter la baisse mécanique des parts de marché du groupe de six pays tout au long de la période d'estimation. Cette baisse est liée à l'irruption dans le commerce mondial de nouveaux acteurs (notamment la Chine) qui y jouaient un rôle marginal en début de période⁵. Deux autres variables sont introduites afin d'évaluer toutes choses égales par ailleurs la compétitivité des produits européens sur les marchés mondiaux : le taux de change effectif réel de la zone euro et un prix relatif du gaz utilisé par les pays européens par rapport à celui disponible en Amérique du Nord. Cette variable a été retenue afin de mesurer l'impact sur la compétitivité de la zone euro de chocs d'offre spécifiques sur le prix des intrants énergétiques : de ce point de vue, le gaz semble être l'énergie dont le prix est le plus pertinent à suivre.

¹ Cezar R. et Cartellier F. (2019), « [Compétitivité prix et hors prix. Leçons des chaînes de valeur mondiales](#) », *Bulletin de la Banque de France*, n° 224/2, juillet-août.

² *Ibid.* L'originalité réside dans la méthode de calcul du facteur prix qui tient compte non seulement des secteurs exportateurs, mais aussi de l'ensemble des secteurs contribuant indirectement aux exportations, qu'ils soient résidents ou non.

³ Cette section est fondée sur Insee (2024), [Du PIB, des Jeux, des inconnues](#), coll. « Note de conjoncture », juillet.

⁴ Allemagne, France, Italie, Espagne, Pays-Bas et Belgique.

⁵ Ce choix méthodologique est celui fait dans le cadre du modèle Mésange pour la France. Voir Bardaji J., Campagne B., Khder M.-B., Dufernez A.-S., Elezaar C., Lafféter Q., Leblanc P., Masson E., Partouche H. et Simon O. (2017), « [Le modèle macro économétrique Mésange : réestimation et nouveautés](#) », Document de travail, n° 2017/04, Insee, mai.

En effet, le marché du pétrole est davantage intégré au niveau mondial et le prix de cette énergie ne permet donc pas au premier ordre de modéliser des chocs d'offre affectant les différentes zones géographiques de façon asymétrique. Par ailleurs, les fluctuations des prix du gaz permettent également de tenir compte des variations du prix de l'électricité puisque ce dernier est fortement lié à celui du gaz en Europe, compte tenu du fonctionnement du marché. Ce modèle est estimé sur la période 1997-2019.

Sur la période récente, ce modèle ne permet d'expliquer qu'une partie de la baisse des performances à l'exportation de la zone euro : entre 2020 et 2023, les performances des principales économies de la zone euro à l'exportation ont reculé de 4,3 % quand le modèle prévoit seulement un recul de 1,4 %, dont environ 1 point est dû à l'évolution du prix relatif du gaz depuis l'invasion de l'Ukraine par la Russie¹. Cette variable, qui permet non seulement de calculer la dégradation de la compétitivité coût de la zone euro par rapport aux États-Unis, mais plus largement par rapport à tous les pays n'ayant pas subi de choc spécifique sur le prix du gaz, permet donc d'expliquer seulement une partie de la baisse des parts de marché de la zone euro par rapport aux autres économies.

Il est possible de décomposer finement par produit les pertes de parts de marché de la zone euro

Au-delà du constat dressé à un niveau macroéconomique, il peut être intéressant d'analyser par produit les évolutions de parts de marché : pour ce faire, une décomposition « à la Berthier² » des pertes et gains de parts de marché est réalisée par rapport au niveau de 2019. Dans une telle décomposition, la contribution de chaque produit à l'évolution des parts de marché agrégées transite via deux effets (voir [Annexe 5](#)) :

- un « effet de structure » reflétant la réallocation des exportations mondiales entre produits. Même si les parts de marché d'un pays produit par produit demeurent constantes, la structure du commerce mondial peut avoir un impact sur l'évolution des parts de marché agrégées. Par exemple, lorsque le poids relatif du secteur aéronautique dans le commerce mondial diminue (comme c'est le cas depuis la crise sanitaire), un pays spécialisé en exportations aéronautiques et conservant

¹ Sur la période 2020-2024, le modèle est utilisé en prolongeant la part de marché des émergents non par son niveau observé mais de façon tendancielle. Cela permet de neutraliser la hausse inhabituelle de la part de marché de la Chine observée sur la période vis-à-vis du reste du monde (et donc de la zone euro), pour tenter d'expliquer cette dernière par les autres facteurs pris en compte dans l'équation (taux de change et prix relatif du gaz). Voir l'[Annexe 5](#) pour plus de détails.

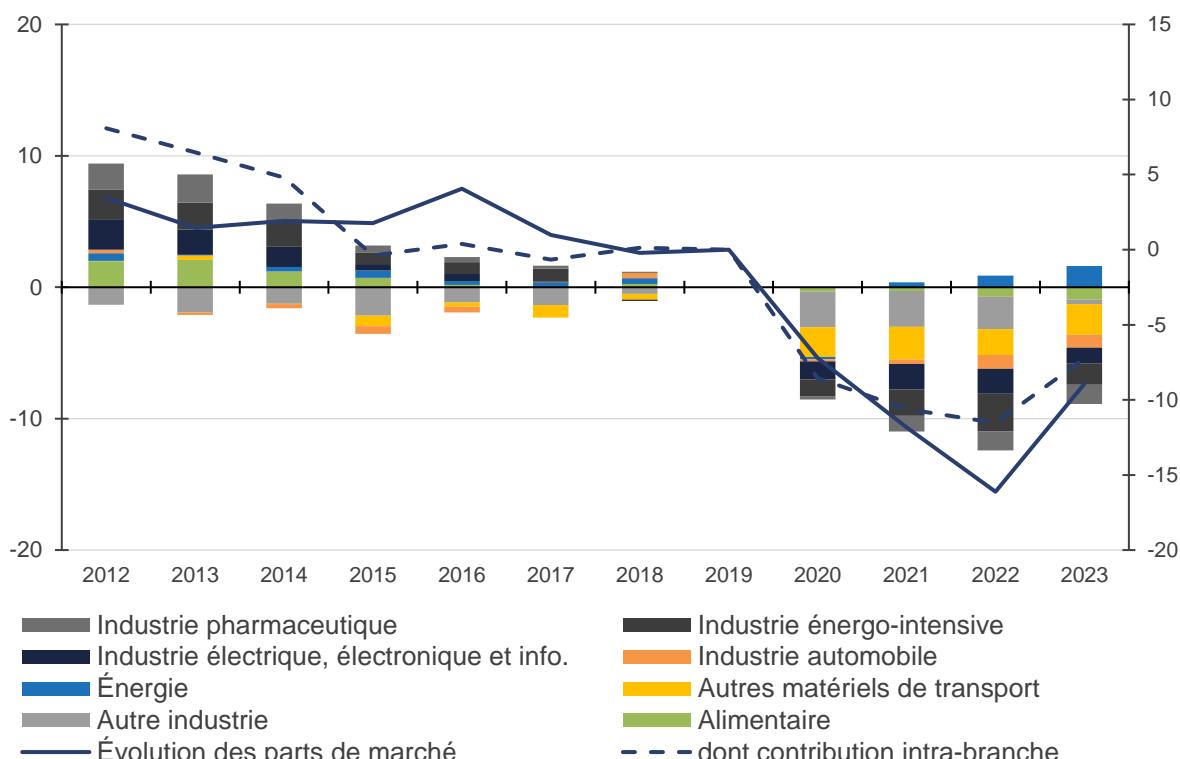
² Berthier J.-P. (2002), « [Réflexions sur les différentes notions de volume dans les comptes nationaux : comptes aux prix d'une année fixe ou aux prix de l'année précédente, séries chaînées](#) », Document de travail, n° 8, Insee, juin.

ses parts de marché sur ce secteur verra cependant sa part de marché d'ensemble diminuée mécaniquement ;

- un « effet intra-produit » mesurant l'impact de l'évolution des parts de marché propres sur chaque produit.

Les effets de structure jouent en général assez peu sur la période récente (voir Graphique 13), même si la France apparaît légèrement pénalisée par sa spécialisation sectorielle depuis la sortie de crise liée au Covid-19.

Graphique 13 – Décomposition sectorielle de l'évolution de parts de marché à l'exportation de biens en valeur de la France (variation des parts de marché de chaque pays par rapport à l'année de base 2019, en pourcentage)



Lecture : la courbe bleue en trait plein correspond à la variation des parts de marché totales en pourcentage par rapport à l'année 2019. La courbe bleue en pointillé, la « contribution intra-branche », corrige l'évolution des parts de marché agrégées de l'« effet de structure » reflétant la réallocation des exportations mondiales entre branches (cet effet de structure se mesure donc à l'écart entre les deux courbes). Cette « contribution intra-branche » est ensuite décomposée par produit (voir l'[Annexe 5](#) pour les détails méthodologiques). Le niveau des parts de marché de 2019 de chaque pays est indiqué dans le graphique : il s'agit des parts de marché en valeur calculées à partir des données UN Comtrade, elles peuvent donc différer à la marge des parts de marché en volume issues du Centraal Plan Bureau (CPB) qui sont également mentionnées dans le présent chapitre.

Source : UN Comtrade ; calculs Insee

Les produits des industries énergo-intensives expliquent environ le quart des pertes de parts de marché européennes

En cohérence avec les résultats mis en avant par l'estimation économétrique (cf. *supra*), la zone euro a perdu des parts de marché sur les produits énergo-intensifs, c'est-à-dire les biens dont la fabrication est particulièrement intensive en consommation énergétique (industrie du bois et du papier, de la chimie, du caoutchouc et du plastique et de la métallurgie). Ces produits expliquent 22 % des pertes de parts de marché (hors effet de structure) entre 2019 et 2023 pour la France comme pour le Royaume-Uni (qui a subi le même choc que la zone euro sur les intrants énergétiques) et jusqu'à 25 % pour l'Allemagne, soit une part comparable au poids de ces produits dans les exportations totales de biens de ces différents pays. Ces produits ont symétriquement joué de façon déterminante sur les gains de parts de marché de la Chine sur la période, avec une contribution de 33 %, alors que ces produits ne totalisent qu'environ 20 % des exportations chinoises de biens en 2019.

L'Europe a également perdu des positions dans les produits électroniques et l'automobile au profit de la Chine

Au-delà des produits énergo-intensifs, les pertes de parts de marché des différents pays avancés depuis 2019 concernent une large gamme de produits. En particulier, deux autres types de produits jouent un rôle central dans les pertes de parts de marché des économies avancées face à la Chine : les équipements électroniques et l'automobile.

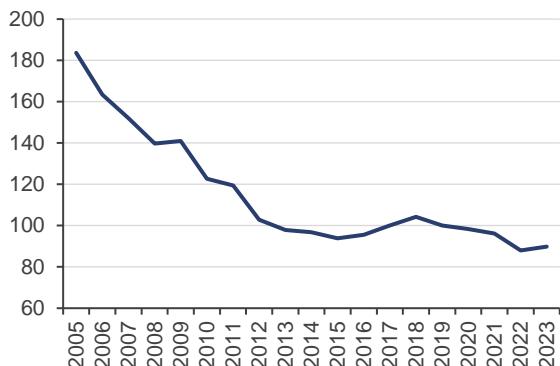
Les équipements électriques, électroniques et informatiques (qui contiennent en particulier les semi-conducteurs et les ordinateurs) expliquent une part non négligeable des pertes de parts de marché des économies avancées entre 2019 et 2023, mais de façon plus hétérogène : 17 % en France, 15 % en Allemagne (soit une part comparable au poids de ces produits dans leurs exportations totales de biens) et la quasi-totalité aux États-Unis. La perte de parts de marché états-unienne sur les semi-conducteurs pourrait s'expliquer par les restrictions imposées par le gouvernement américain sur les exportations vers la Chine et le renforcement des contrôles¹. Symétriquement, la Chine gagne des parts de marché pour ces produits qui contribuent pour 16 % de ses gains d'ensemble entre 2019 et 2023, ces produits représentant 30 % des exportations totales de biens du pays.

¹ Shivakumar S., Wessner C. et Howell T. (2024), *Balancing the Ledger: Export Controls on U.S. Chip Technology to China*, Center for Strategic & International Studies.

Concernant l'industrie automobile, le secteur a connu un tournant avec la montée en puissance du marché des voitures électriques. Depuis la crise sanitaire, les parts de marché dans le secteur automobile des principales économies avancées ont de nouveau subi un recul (Graphique 14).

Graphique 14 – Part de marché dans l'industrie automobile en valeur des principales économies (en niveau, base 100 en 2019)

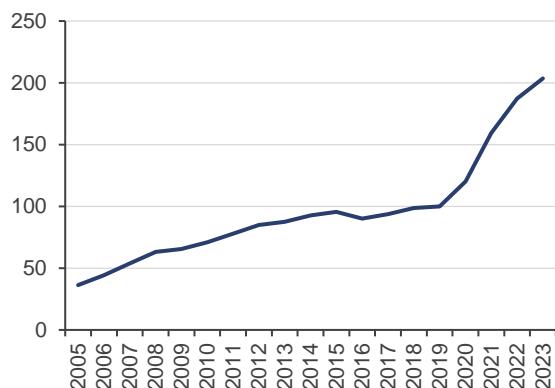
a/ France (3,6 % en 2019)



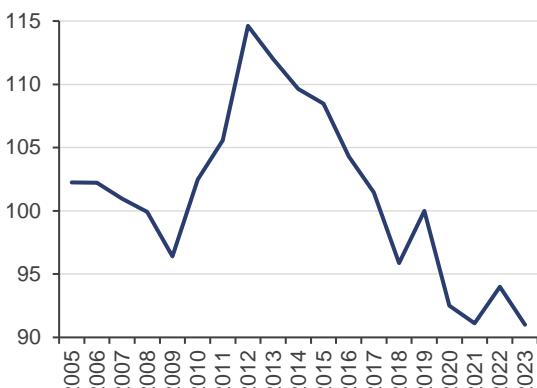
b/ Allemagne (16,7 % en 2019)



c/ Chine (5 % en 2019)



d/ États-Unis (9 % en 2019)



e/ Royaume-Uni (3,4 % en 2019)



Source : UN Comtrade ; calculs Insee

La part de marché du secteur automobile français – dont la compétitivité a déjà décliné entre 2000 et 2012¹ – a reculé de près de 10 % depuis la crise sanitaire. Cela explique 13 % des pertes de parts de marché françaises totales à l'exportation entre 2019 et 2023 – soit une part légèrement plus forte que le poids de l'automobile dans leurs exportations totales de biens (égal à 9 %). Les pertes de parts de marché sont plus fortes au Royaume-Uni (-20 %), sensiblement du même ordre de grandeur aux États-Unis (-10 %), et légèrement plus faibles en Allemagne (-5 %, soit une contribution de 12 % aux pertes, quand le secteur représente près de 17 % des exportations totales de biens). En revanche, la part de marché de la Chine sur le secteur automobile a doublé entre 2019 et 2023, alors que celui-ci représente seulement 3 % des exportations totales de biens du pays. Le secteur automobile explique près du tiers du gain de parts de marché du pays sur l'ensemble des biens. Cette croissance provient notamment de l'essor des voitures électriques et hybrides², segment sur lequel des marques chinoises ont émergé et rivalisent désormais directement avec leurs homologues européennes et états-unien.

¹ Head K., Martin Ph. et Mayer T. (2020), « [Les défis du secteur automobile : compétitivité, tensions commerciales et relocalisation](#) », *Les Notes du Conseil d'analyse économique*, n° 58, juillet.

² DGDDI (2024), « [Voitures électriques : vive expansion dans les échanges de voitures de la France depuis six ans](#) », *Études et éclairages*, n° 96, Direction générale des Douanes et des Droits indirects, janvier.

En France, l'aéronautique explique un tiers des pertes de parts de marché...

Certains produits se démarquent par ailleurs du fait de leur impact particulier sur certaines économies avancées, quand bien même ils ne participent pas (ou peu) à la réallocation des parts de marché entre la Chine et les économies avancées.

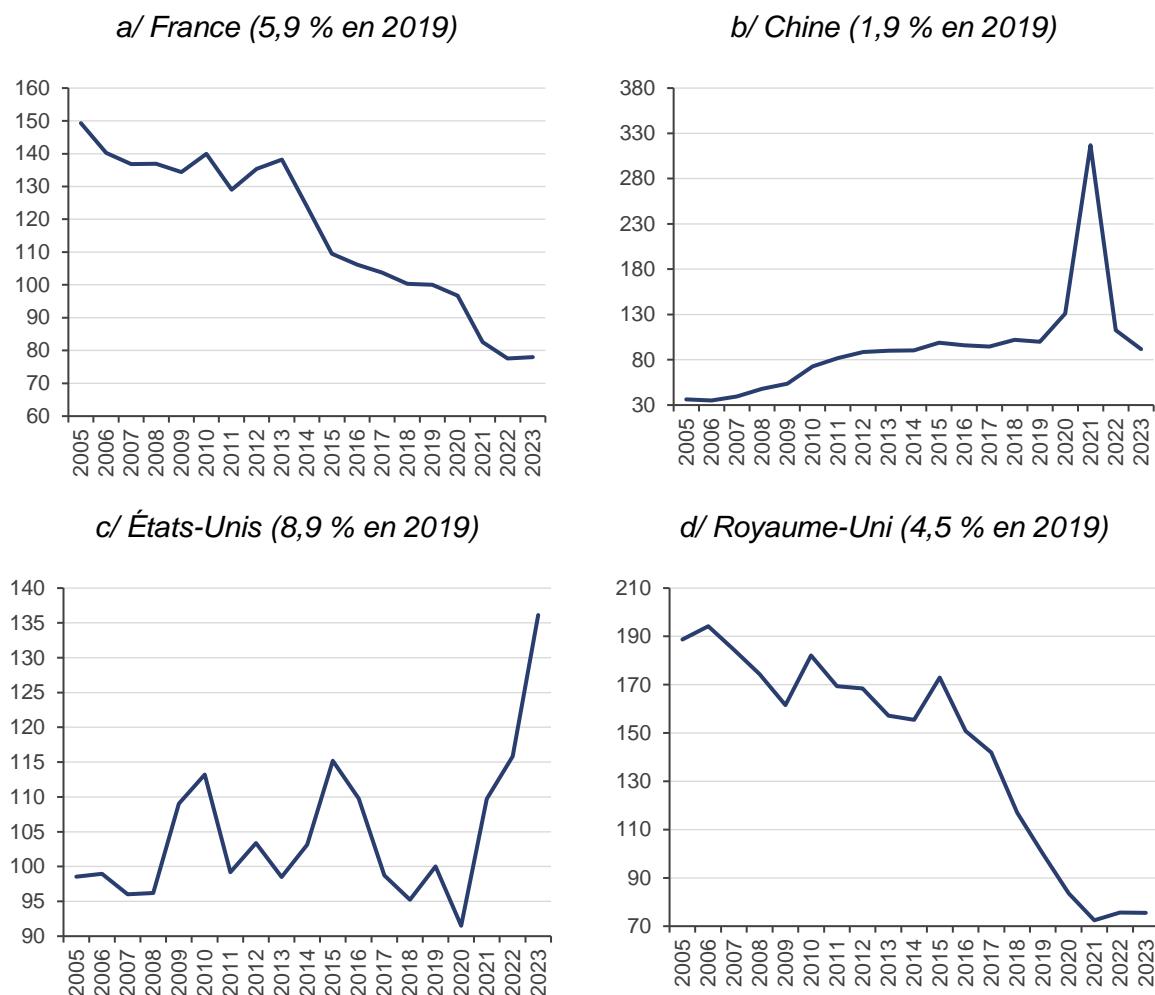
Il s'agit en premier lieu de l'aéronautique, qui représente – pour la France – l'essentiel des « autres matériels de transport ». Ce secteur a contribué à la perte des parts de marché de l'Allemagne et de la France sur la période récente : la contribution aux pertes de parts de marché serait de 32 % (hors effet de structure) en France et de 9 % en Allemagne. Ces pertes de parts de marché, par rapport notamment à nos partenaires extra-européens, ne devraient être toutefois que transitoires et auraient vocation à se résorber, voire à s'inverser¹.

... et la pharmacie un cinquième

Le marché pharmaceutique mondial a retrouvé en 2023 sa dynamique d'avant la crise du Covid-19. Les États-Unis, historiquement leader mondial, conservent largement leur position dominante. En effet, le géant américain a vu ses parts de marché augmenter fortement (+25 % entre 2019 et 2023) grâce aux exportations de vaccins, notamment contre le Covid-19. La Chine a également enregistré une augmentation notable quoique transitoire de ses parts de marché. Ces dernières ont triplé entre 2019 et 2021, également grâce à la vente de produits pharmaceutiques contre le Covid-19, avant de se normaliser à un niveau légèrement inférieur au niveau d'avant la crise sanitaire (voir Graphique 15).

¹ Il convient de noter que la définition des secteurs d'activité dans cette étude de l'Insee est une approximation imparfaite de la nomenclature d'activités française ou NAF (voir [Annexe 5](#)). Par exemple, le secteur des « autres matériels de transport » dans cette étude ne comptabilise pas les moteurs d'avion – pourtant essentiels à la performance française dans le secteur aéronautique au sens de la NAF. Cette contribution est donc un majorant à la contribution du secteur au sens de la NAF. Voir Roulleau G. (2024), « [L'activité aéronautique en France, toujours en deçà de son niveau d'avant-crise, pourrait redécoller en 2024](#) », dans Insee (2024), *La reprise se fait attendre*, coll. « Note de conjoncture », mars, p. 7-12.

**Graphique 15 – Part de marché dans l'industrie pharmaceutique en valeur
(en niveau, base 100 en 2019)**



Source : UN Comtrade ; calculs Insee

Parmi les principales économies de l'Europe occidentale, la France et le Royaume-Uni se démarquent par des pertes marquées de parts de marché dans ce secteur, enregistrant respectivement une baisse d'environ 20 % et 25 % entre 2019 et 2023. Le secteur pharmaceutique expliquerait près de 20 % des pertes de parts de marché (hors effet de structure) de la France et 14 % de celles du Royaume-Uni.

Les États-Unis ont gagné des parts de marché dans l'énergie

Enfin, les États-Unis sont parvenus à limiter leurs pertes de parts de marché globales grâce à la montée en puissance de leur secteur énergétique, entraînée par le développement accéléré de l'extraction d'hydrocarbures non conventionnels. Cette dynamique a commencé avant la crise sanitaire et s'est poursuivie depuis, notamment

avec la hausse des livraisons de gaz naturel transformé sous forme liquide (GNL) vers les pays européens sevrés de gaz russe depuis l'invasion de l'Ukraine.

Finalement, les pertes de performance à l'exportation de la zone euro semblent pour partie pérennes

L'analyse ci-dessus permet d'esquisser une typologie des pertes de performance à l'exportation : celles liées au renchérissement du prix relatif de l'énergie semblent en grande partie pérennes car le gaz liquéfié auquel recourent les Européens depuis l'embargo sur le gaz russe est structurellement plus coûteux. Celles relatives à l'aéronautique semblent transitoires. Dans les autres cas, l'analyse est plus complexe : l'évolution à court terme dépendra étroitement de la capacité des firmes européennes à rattraper leur retard technologique ou des territoires européens à attirer des industriels étrangers sur leur sol.

Sur ce dernier point, l'[Annexe 6](#) propose un exercice empirique pour tester la sensibilité des parts de marché de la France par rapport à l'Union européenne (UE) et l'Allemagne par rapport aux caractéristiques des firmes en utilisant la base de données CompNet, et ce en distinguant les secteurs à haute valeur ajoutée et à faible valeur ajoutée. Plus précisément, nous régressons les parts de marché à l'exportation des industries françaises, allemandes et européennes sur les dimensions respectives de l'indicateur de compétitivité des entreprises (ICE) afin de tirer des suggestions sur les caractéristiques des entreprises qui stimulent la compétitivité externe.

Cet exercice empirique met en évidence les faits suivants (voir détails dans l'[Annexe 6](#)). D'une part, en Europe, les industries qui ont des parts de marché à l'exportation plus élevées ont tendance à être plus rentables, productives et financièrement stables (panel A du tableau A5 de l'[Annexe 6](#)). Par ailleurs, l'Allemagne s'aligne étroitement sur les tendances européennes. Notamment, les industries allemandes montrent une association encore plus forte entre parts de marché à l'exportation et productivité que la moyenne européenne, en particulier dans les secteurs à forte valeur ajoutée (panels B et C, colonne 2). D'autre part, pour la France, une distinction doit être faite entre les secteurs à forte et à faible valeur ajoutée. Pour les secteurs français à forte valeur ajoutée, l'association entre parts de marché à l'exportation et productivité ne diffère pas significativement de celle observée à l'échelle européenne (panel B, colonne 1). En revanche, dans les secteurs français à faible valeur ajoutée, la corrélation est plus forte entre parts de marché à l'exportation et maîtrise des coûts de production plutôt qu'avec la productivité (panel C, colonne 1).

Ces résultats sont par ailleurs cohérents avec d'autres études portant sur les seules exportations¹.

3.4. Les moteurs de la compétitivité dans le futur

Le constat actuel de la position compétitive de la France par rapport à ses principaux partenaires n'est nullement figé dans le temps. Au contraire, l'analyse qui précède suggère que certaines réformes – notamment relatives au marché du travail et aux impôts de production – pourraient être à la source de certaines améliorations observées sur la période récente au niveau de plusieurs indicateurs français de compétitivité. En septembre 2023, la baisse des impôts de production² des entreprises opérée par le gouvernement français visait à alléger des impôts qui sont déconnectés des performances économiques des entreprises, dans un objectif de renforcement de leur compétitivité et de l'attractivité du territoire. Il s'agit donc là d'un levier qui permet d'améliorer la compétitivité des entreprises sans forcément passer par la compétitivité prix et la compétitivité coût, du moins à court terme.

Au-delà des indicateurs discutés précédemment qui offrent une image instantanée de la compétitivité française, il y a lieu de regarder des développements d'aujourd'hui qui conditionneront la compétitivité de demain. Parmi ceux-ci figurent la performance des pays en matière de dépenses dans les infrastructures, les technologies et la recherche-développement (R & D) ainsi que d'innovation. Comme le montre le Graphique 16, la performance de la France est inférieure à celle de l'Union européenne et de pays comme les États-Unis et l'Allemagne dans ces deux dimensions. Seule sur le plan de l'innovation, la France fait mieux que l'Italie et l'Espagne³.

En ce qui concerne l'innovation en France, plusieurs éléments sont à noter. Comme le souligne l'European Innovation Scoreboard publié par la Commission européenne

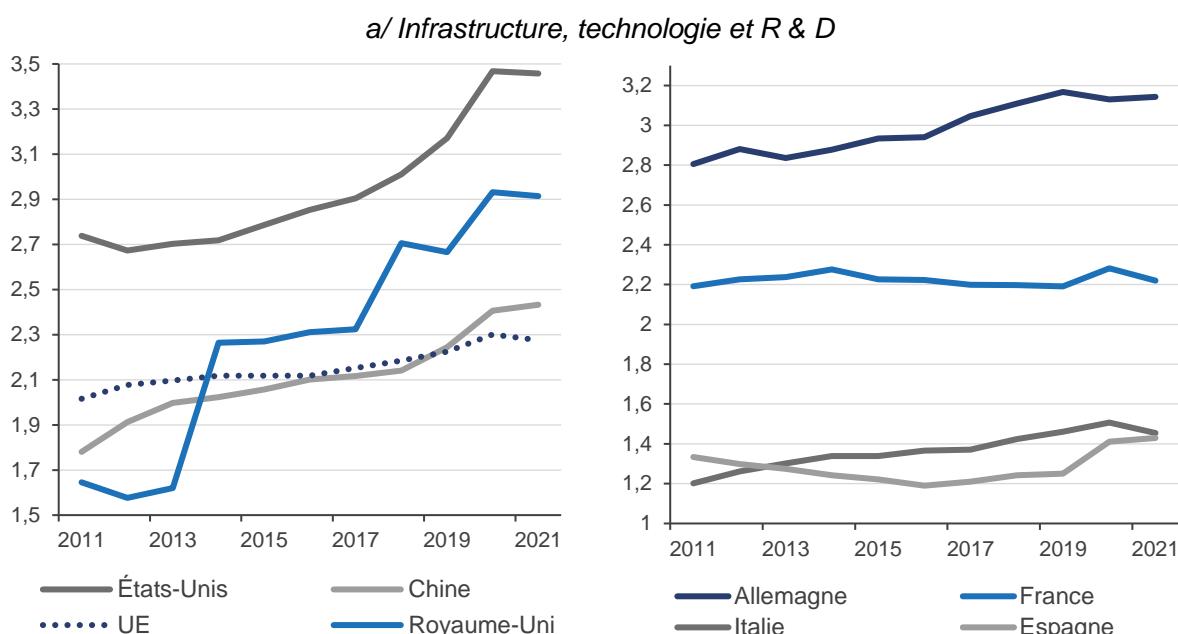
¹ Voir par exemple Bénassy-Quéré A., Gourinchas P.-O., Martin P. et Plantin G. (2014), « [L'euro dans la “guerre des monnaies”](#) », *Les Notes du conseil d'analyse économique*, n° 11, janvier.

² Voir France Relance (2023), « [Construire la France de demain – Baisse des impôts de production](#) », septembre.

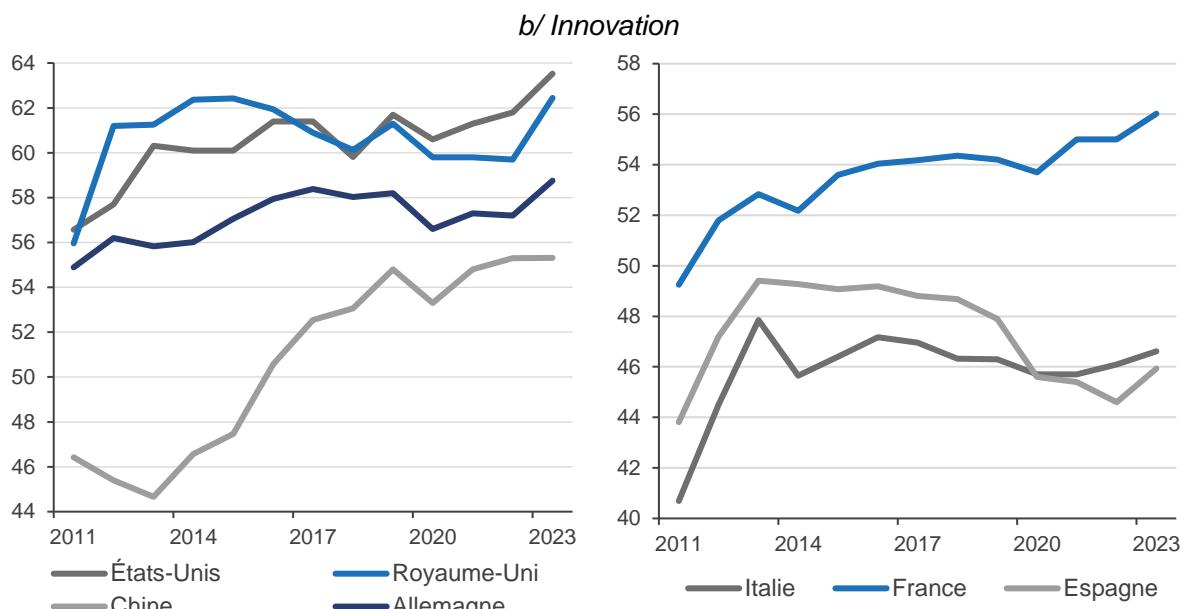
³ Il faut néanmoins souligner que l'innovation en soi n'est pas non plus une garantie d'une plus grande efficacité dans la production. À titre d'exemple, l'innovation de produit – telle que l'individualisation d'un article de mode – peut permettre à une firme de se créer une niche sans pour autant engendrer des gains de productivité. De même, comme le démontre Bräuer (2024), l'innovation peut avoir un impact ambigu sur la productivité – et donc la compétitivité – selon la taille de l'entreprise, la mobilité de l'inventeur et la stratégie commerciale de l'entreprise. Voir Bräuer R. (2024), « [The Aggregate Effects of the Decline of Disruptive Innovation](#) », présentation à la 13^e conférence CompNet à Malte les 20 et 21 juin 2024.

en juin 2024¹, la France est considérée comme un pays innovant fort (*strong innovator*), se classant à trois places derrière l'Allemagne au sein de l'Europe. Toutefois, la performance de la France est en moyenne en dessous de la performance moyenne des pays européens les plus innovants et elle baisse. Cet indicateur pour la France a baissé de 1,3 point de pourcentage entre 2022 et 2023 et de 1,6 point entre 2016 et 2023, de sorte qu'il se situe actuellement à 4 points de pourcentage au-dessus de la moyenne européenne, mais de 7 points de pourcentage en dessous de la moyenne des plus grands pays innovateurs (en particulier les pays scandinaves, les Pays-Bas et l'Allemagne).

**Graphique 16 – Dépenses d'investissement en infrastructure/technologie/R & D
(en pourcentage du PIB) et indicateur global d'innovation (indice)**



¹ Commission européenne (2024), *European Innovation Scoreboard 2024*, juin.



Sources : World Intellectual Property Organization (WIPO) et Banque mondiale

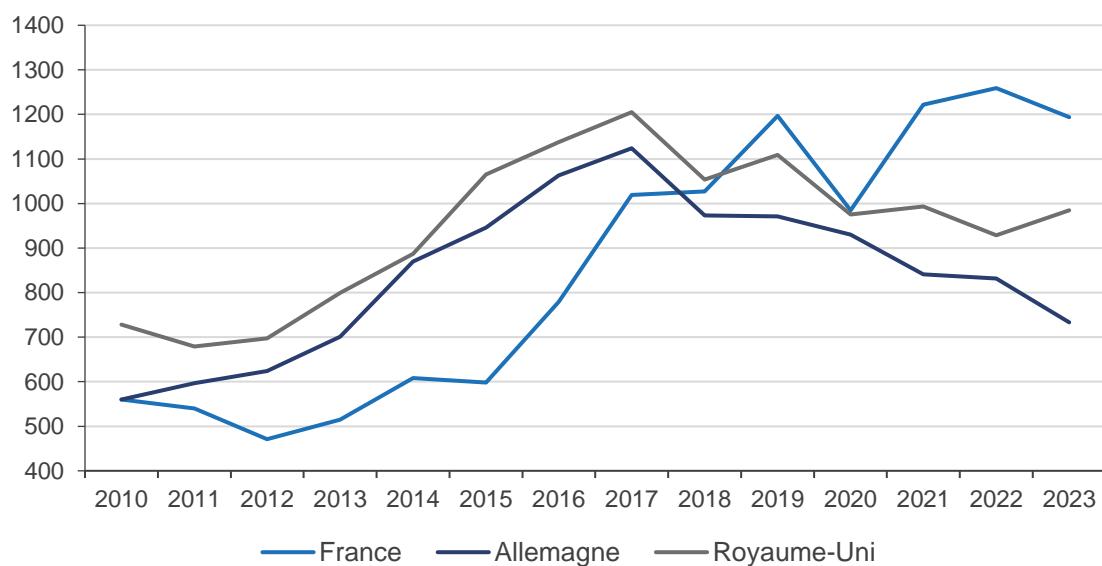
Parmi les points faibles, la Commission européenne souligne les maigres ventes sur de nouveaux marchés, le plus modeste degré d'innovations nouvelles au sein de l'entreprise, les dépenses de R & D et celles d'innovation (hors R & D) ainsi que le peu d'entreprises offrant des formations dans les technologies de l'information et de la communication (TIC). En revanche, les points forts expliquant la progression depuis 2017 sont les dépenses en capital-risque (*venture capital*), la qualification de la population et, sur l'année 2023 en particulier, la progression des dépenses d'innovation par employé et le nombre de nouveaux titulaires de doctorats (Commission européenne, 2024).

Néanmoins, les grands pays européens accusent également un retard important en matière d'innovation par rapport aux États-Unis, comme l'illustre le Graphique 16 ci-dessus. Sur la base de l'indice d'innovation de la Banque mondiale, l'Allemagne et la France accusent un retard de respectivement 6 et 10 points de base par rapport aux États-Unis (et d'environ 20 points pour l'Italie et l'Espagne, lesquels enregistrent même une baisse de l'indice depuis la sortie de la crise financière de 2012). Comme le souligne le rapport Draghi (2024), les performances de la Chine en matière d'innovation ont plus que triplé au cours des deux dernières décennies et se rapprochent rapidement du niveau de l'Union européenne. Jusqu'à il y a quinze ans, la concurrence pour le leadership mondial en matière d'innovation opposait principalement les États-Unis et l'Europe. Aujourd'hui, elle implique trois acteurs, la Chine affichant une croissance beaucoup plus rapide que les États-Unis et l'UE¹.

¹ Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness, Part B*, op. cit.

Comme nous le discutons dans le Chapitre 3, le positionnement sectoriel européen qui n'est pas sur le high-tech est un handicap et peut expliquer non seulement des dépenses en R & D plus faibles mais également l'écart de productivité avec les États-Unis (observation également faite dans Draghi, 2024).

Graphique 17 – Évolution comparée du nombre d'investissements étrangers annoncés entre 2010 et 2023



Sources : Ernst&Young (2024), European Investment Monitor et Rexecode

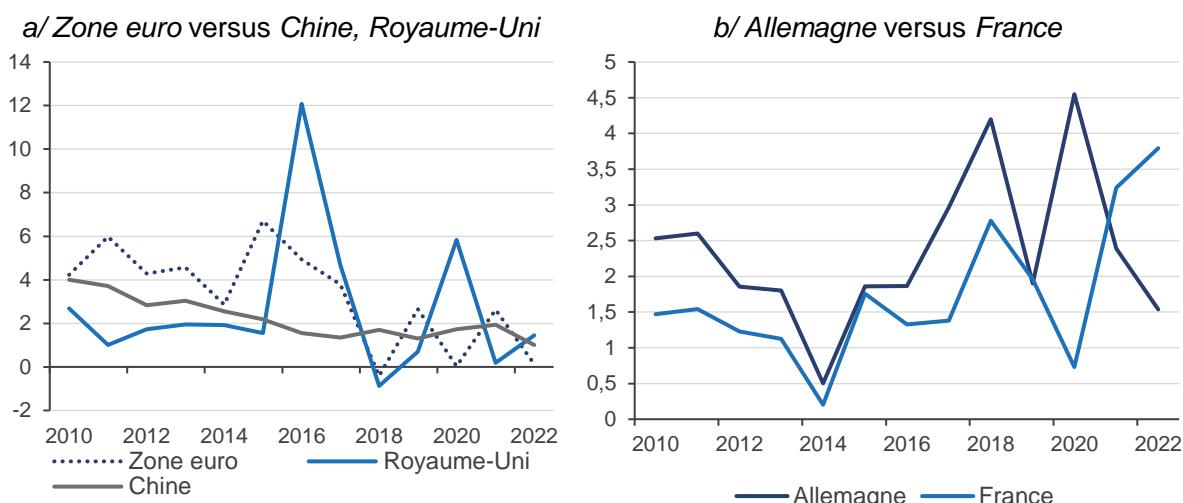
Un autre élément sous-jacent à la compétitivité de demain est l'attractivité du pays. Plus un pays est attractif pour les investisseurs étrangers, plus il est probable que la production sous-jacente améliore la position industrielle – voire innovante – du pays en question. Dans ce domaine, la France a nettement amélioré son attractivité depuis 2016 selon le baromètre européen élaboré par Ernst&Young¹. Selon cet indicateur, le nombre de projets d'implantation annoncés pour la France dépasse le nombre d'annonces en Allemagne et au Royaume-Uni depuis 2019, atteignant même un record en 2022. En 2023, la France demeurait toujours plus attractive selon cet indicateur que ses deux plus grands concurrents, malgré une stabilisation à 1 194 projets annoncés (légèrement en deçà du niveau atteint en 2019) contre 985 pour le Royaume-Uni et 733 pour l'Allemagne (Graphique 17)².

¹ Voir Ernst&Young (2024), « Enquêtes d'attractivité ».

² Au niveau de l'Europe dans son ensemble, le défi à relever en matière d'attractivité pour les investissements reste élevé. En effet, selon le baromètre 2025 élaboré par Business Europe, 82 % des entreprises interrogées pensent que l'attractivité de l'Europe en matière d'investissement s'est soit

Comme il s'agit de nouveaux projets annoncés pour l'année considérée, rien ne garantit la réalisation effective de ceux-ci. Toutefois, le surcroît d'attractivité de la France depuis 2016 rapporté par l'indicateur de Ernst&Young est confirmé par le poids des investissements directs étrangers (entrées nettes) en pourcentage du PIB (Graphique 18). Fin 2022, le poids de ces investissements directs étrangers en France était de plus de 2 points de PIB supérieur à l'Allemagne, et de plus de 3 points de PIB par rapport à la zone euro dans son ensemble.

**Graphique 18 – Entrées nettes d'investissements directs étrangers
(en pourcentage du PIB)**



Source : Banque mondiale (*World Development Indicators*)

Les bénéfices de ces investissements sont plus importants s'il s'agit de projets innovants et à forte valeur ajoutée localisée en France, qui bénéficient également du revenu des brevets déposés (CNP, 2023)¹. Toutefois, ces investissements sont un élément important dans la dynamique de réindustrialisation voulue par le gouvernement français et qui pourrait, dans le même temps, améliorer la balance commerciale de la France comme le suggère l'analyse de Geerolf et Grjebine (2020)².

détériorée, soit est restée stable en raison de la sur-régulation. Voir Business Europe (2025), *Reform Barometer 2025. EU in a New Political Cycle: Competitiveness as a True Priority in a Complex Global Context*, rapport, mars.

¹ Dans le rapport 2023 du CNP, nous avons en effet montré que l'optimisation fiscale des revenus des actifs intangibles (comme les brevets) impactait négativement la productivité de la France.

² Geerolf F. et Grjebine T. (2020), « Désindustrialisation (accélérée) : le rôle des politiques macroéconomiques », dans CEPII (2020), *L'Économie mondiale 2021*, Paris, La Découverte, coll. « Repères ».

Conclusion

Les différents indicateurs discutés dans ce chapitre offrent finalement l'image d'une compétitivité de la France en trompe-l'œil. D'une part, la hausse récente des parts de marché de la France dans les exportations mondiales et européennes est probablement liée à la maîtrise des coûts de production (et surtout salariaux) engendrés par les diverses réformes entreprises depuis plusieurs années. D'autre part, les déficits commerciaux de biens, quasi structurels pour plusieurs produits exportés et vis-à-vis des partenaires européens en particulier, suggèrent une sensibilité à une compétitivité prix encore importante. À cela s'ajoute une amélioration de la compétitivité hors prix insuffisante pour gommer l'image de produits français trop chers par rapport aux produits des concurrents. Cela se confirme par les analyses qualitative et quantitative contenues dans ce chapitre, lesquelles suggèrent que l'industrie française souffre d'un problème de gamme, en particulier dans les secteurs à faible valeur ajoutée dont la sensibilité aux coûts de production est particulièrement forte.

Malgré des améliorations sur la période récente, beaucoup reste à faire pour que la France renoue durablement avec un excédent de la balance commerciale. Le projet de réindustrialisation de la France est un moyen important s'il cible davantage de nouvelles productions à haute valeur ajoutée. Il est notamment nécessaire de promouvoir davantage l'investissement en R & D et l'innovation de haute technologie afin de placer la France dans un autre registre que la seule compétitivité prix. Sans cela, la baisse des coûts de production restera indispensable dans le futur pour regagner du terrain dans les échanges mondiaux vis-à-vis de concurrents européens dans des gammes de produits équivalents tels que l'Italie et l'Espagne et, dans une certaine mesure, l'Allemagne.

Ce sont les politiques économiques d'aujourd'hui qui détermineront la compétitivité de demain. La capacité de la France à s'adapter et à innover sera déterminante pour naviguer dans un environnement économique mondial en perpétuelle transformation. À ce titre, les évolutions récentes – qui restent certes à consolider – sont positives et devraient permettre encore une amélioration de la position compétitive de la France. À court terme, il s'agit d'une part des dernières baisses de l'impôt des sociétés et autres impôts de production et, d'autre part, des signes positifs sur le front de l'investissement manufacturier¹. À plus long terme, il est également crucial de valoriser le soutien à l'innovation dans les secteurs de haute technologie (via des initiatives du type France 2030).

¹ En mars 2024, les indicateurs de l'observatoire Trendeo – pilotés par la Direction générale des Entreprises du ministère de l'Économie, des Finances et de la Souveraineté industrielle et numérique pour évaluer les ouvertures et fermetures d'usines – faisaient état en 2023 de 57 nouveaux sites industriels ouverts en France, contre 49 en 2022. En tenant compte des agrandissements d'usines, les chiffres montent à 201 en 2023 contre 176 un an plus tôt. Une même image positive était contenue dans le baromètre de Ernst&Young. Voir Ernst&Young (2024), « [Enquêtes d'attractivité](#) ».

Références bibliographiques

- Almunia M., Antràs P., Lopez-Rodriguez D. et Morales E. (2021), « [Venting out: Exports during a domestic slump](#) », *American Economic Review*, vol. 111(11), novembre, p. 3611-3662.
- Banque européenne d'investissement (2024), *EIB Investment Report 2023/2024: Transforming for Competitiveness*.
- Bardaji J., Campagne B., Khder M.-B., Dufernez A.-S., Elezaar C., Lafféter Q., Leblanc P., Masson E., Partouche H. et Simon O. (2017), « [Le modèle macro économétrique Mésange : réestimation et nouveautés](#) », Document de travail, n° 2017/04, Insee, mai.
- Bellone F. et Chiappini R. (2016), *La compétitivité des pays*, Paris, La Découverte, coll. « Repères ».
- Bénassy-Quéré A., Gourinchas P.-O., Martin P. et Plantin G. (2014), « [L'euro dans la “guerre des monnaies”](#) », *Les Notes du conseil d'analyse économique*, n° 11, janvier.
- Berthier J.-P. (2002), « [Réflexions sur les différentes notions de volume dans les comptes nationaux : comptes aux prix d'une année fixe ou aux prix de l'année précédente, séries chaînées](#) », Document de travail, n° 8, Insee, juin.
- Bräuer R. (2024), « [The Aggregate Effects of the Decline of Disruptive Innovation](#) », présentation à la 13^e conférence CompNet à Malte les 20 et 21 juin 2024.
- CNP (2023), *Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique*, quatrième rapport, décembre.
- Commission européenne (2024), *European Innovation Scoreboard 2024*, juin.
- Cotterlaz P., Jean S. et Vicard V. (2022a), « [Les multinationales françaises, fer de lance du commerce extérieur français, mais aussi de sa dégradation](#) », *La Lettre du CEPII*, n° 427, mai.
- Cotterlaz P., Jean S. et Vicard V. (2022b), « [Multinational enterprises and the French trade deficit](#) », *CEPII Policy Brief*, n° 2022-38, octobre.
- Daudin G., Monperrus-Veroni P., Rifflart C. et Schweisguth D. (2006), « [Le commerce extérieur en valeur ajoutée](#) », *Revue de l'OFCE*, vol. 2006/3, n° 98), juillet, p. 129-165.
- Debonneuil M. et Fontagné L. (2003), *Compétitivité*, rapport du Conseil d'analyse économique.
- DGDDI (2024), « [Voitures électriques : vive expansion dans les échanges de voiture de la France depuis six ans](#) », *Études et éclairages*, n° 96, Direction générale des Douanes et des Droits indirects, janvier.

- Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness, Part A – A Competitiveness Strategy for Europe* et *Part B – In-depth Analysis and Recommendations*, septembre.
- Erkel-Rousse H. et Garnero M. (2008), « Externalisation à l'étranger et performances à l'exportation de la France et de l'Allemagne », dans Fontagné L. et Gaulier G. (dir.), (2008), *Performances à l'exportation de la France et de l'Allemagne*, Conseil d'analyse économique, Complément A, p. 103-206.
- Fabry E. et Tate E. (2018), « Sauver l'organe d'appel de l'OMC ou revenir au Far West commercial ? », Institut Jacques Delors, Policy Paper, n° 225, mai.
- Fortes M. (2012), « Spécialisation à l'exportation de la France et de quatre grands pays de l'Union européenne entre 1990 et 2009 », *Trésor-Éco*, n° 98, Direction général du Trésor, février.
- France Relance (2023), « Construire la France de demain – Baisse des impôts de production », septembre.
- Geerolf F. et Grjebine T. (2020), « Désindustrialisation (accélérée) : le rôle des politiques macroéconomiques », dans CEPII (2020), *L'Économie mondiale 2021*, Paris, La Découverte, coll. « Repères ».
- Grekou C. et Grjebine T. (2022), « Déficits commerciaux et désindustrialisation : la faute de la demande ? », *La Lettre du CEPII*, n° 426, avril.
- Head K., Martin Ph. et Mayer T. (2020), « Les défis du secteur automobile : compétitivité, tensions commerciales et relocalisation », *Les Notes du Conseil d'analyse économique*, n° 58, juillet.
- Insee (2024), *Du PIB, des Jeux, des inconnues*, coll. « Note de conjoncture », juillet.
- Jean S. (2024), « How geopolitical tensions reshape trade patterns: Geoeconomic fragmentation, or China's big manufacturing push? », Ifri Papers, Institut français des relations internationales, décembre.
- Krugman P. (2008), « Trade and wages, reconsidered », *Brookings Papers on Economic Activity*, vol. 39(1), p. 103-154.
- Krugman P. (1994), « Competitiveness as a dangerous obsession », *Foreign Affairs*, vol. 73(2), p. 28-44.
- Moller-Nielsen T. (2024), « Draghi: EU must enact “radical change” as US and China refuse to “play by the rules” », *Euractiv.com*, 16 avril.
- Monti M. (2010), *A New Strategy for the Single Market: At the Service of Europe's Economy and Society*, rapport au président de la Commission européenne.

- Pisani-Ferry J. et Mahfouz S. (2023), *Les incidences économiques de l'action pour le climat*, rapport à la Première ministre, France Stratégie.
- Ponton C. (2020), « *Coût des intrants et compétitivité en France, Allemagne et Italie* », Trésor-Éco, n° 258, Direction général du Trésor, avril.
- Rexecode (2023), « *La compétitivité française en 2022. Recul endigué des parts de marché mais déficit extérieur record* », Document de travail, n° 84, janvier.
- Rexecode (2024), « *La compétitivité française en 2023. Le déficit extérieur se réduit mais l'attractivité plafonne* », Document de travail, n° 89, février.
- Rouleau G. (2024), « *L'activité aéronautique en France, toujours en deçà de son niveau d'avant-crise, pourrait redécoller en 2024* », dans Insee (2024), *La reprise se fait attendre*, coll. « Note de conjoncture », mars, p. 7-12.
- Sautard R., Tazi A. et Thubin C. (2014), « *Quel positionnement “hors prix” de la France parmi les économies avancées ?* », Trésor-Éco, n° 122, Direction général du Trésor, janvier.
- Setser B.W. (2023), « *China's current account surplus is likely much bigger than reported* », Council on Foreign Relations, article de blog, 21 novembre.
- Shivakumar S., Wessner C. et Howell T. (2024), *Balancing the Ledger: Export Controls on U.S. Chip Technology to China*, Center for Strategic & International Studies.

CHAPITRE 3

NUMÉRISATION ET PRODUCTIVITÉ : UN LIEN INÉLUCTABLE

Introduction

La relation entre la digitalisation et la productivité est un phénomène complexe et multiforme qui continue de représenter un défi majeur pour les chercheurs et les praticiens. Depuis le désormais célèbre paradoxe de Solow¹, l'impact de la digitalisation sur la productivité globale des facteurs et du travail n'a pas toujours été probant. L'écart dans les investissements en technologies de l'information et de la communication (TIC, traduction de l'anglais *information and communication technologies - ICT*) entre l'Europe et les États-Unis est souvent perçu comme un des principaux facteurs explicatifs du différentiel de productivité entre ces deux économies. Gordon et Sayed (2020)² estiment que les variations des investissements dans les TIC pourraient expliquer environ 20 % de l'écart de taux de croissance de la productivité entre les États-Unis et l'Europe au cours de la période 1995-2005.

Toutefois, la constance de cette évidence empirique n'est pas toujours vérifiée sur une longue durée, certains auteurs soulignant également la faiblesse de l'Europe à tirer

¹ Pour rappel, le prix Nobel d'économie Robert Solow écrivait en juillet 1987 dans un article du *New York Times* (*New York Times Book Review*) que : « On peut voir les ordinateurs partout sauf dans les statistiques de productivité », ce qui a donné naissance au paradoxe de la productivité. Depuis lors, ce paradoxe s'est décliné principalement en trois grandes dimensions : (a) *historique*, avec la baisse de la productivité dès les années soixante-dix dans la plupart des pays malgré la diffusion des TIC ; (b) *spatiale*, avec le constat que les pays qui sont les premiers producteurs des TIC ne sont pas forcément ceux où les niveaux de productivité sont toujours les plus élevés ; et (c) *sectorielle*, avec le constat que les secteurs d'activité où les TIC sont plus intensivement utilisés ont, dans beaucoup de pays, des gains de productivité plus faibles. Voir également Solow R. (1957), « [Technical change and the aggregate production function](#) », *Review of Economics and Statistics*, vol. 39(3), août, p. 312-320.

² Gordon R. J. et Sayed H. (2020), « [Transatlantic technologies: The role of ICT in the evolution of U.S. and European productivity growth](#) », NBER Working Paper, n° 27425, National Bureau of Economic Research, juin.

parti de l'effet de levier de ces investissements sur la productivité. Cette *et al.* (2022)¹ constatent que si les entreprises européennes ont effectivement investi dans ces technologies, l'impact sur la productivité a été plus faible que celui des États-Unis au cours de la période 1995-2019. Ce constat est également souligné par Bock *et al.* (2024)² tandis que Bergeaud (2024)³ met surtout en avant une politique d'innovation inadéquate, qui se traduit par un sous-investissement dans la recherche et développement (R & D) de la part des entreprises européennes et une spécialisation dans la « middle-tech » plutôt que dans la « high-tech », porteuse de davantage de gains de productivité⁴.

Enfin, la temporalité dans l'émergence d'une nouvelle technologie et son impact sur la productivité, et donc la croissance, sont incertains, ce qui est également le cas pour les différentes formes d'intelligence artificielle.

Nous utilisons dans ce chapitre le terme « digitalisation », qui est un processus plus large que la numérisation, dont l'objectif principal est de préserver et de stocker des informations dans un format numérique, facilitant ainsi leur gestion, leur partage et leur accès. Cela permet donc d'inclure toutes les formes d'intelligence artificielle, laquelle est parfois vue par certains économistes comme « un terme général utilisé pour décrire une série de technologies avancées qui font preuve d'une intelligence semblable à celle de l'homme⁵ » ou encore « la science et l'ingénierie de la construction de systèmes numériques capables d'effectuer des tâches dont on pense généralement qu'elles requièrent de l'intelligence, ce comportement étant souvent appris plutôt que directement programmé⁶ »⁷.

¹ Cette G., Devillard A. et Spiezia V. (2022), « Growth factors in developed countries: A 1960-2019 growth accounting decomposition », *Comparative Economic Studies*, vol. 64(2), p. 159-185.

² Bock S., Elewa A., Guillou S., Napoletano M., Nesta L., Salies E. et Treibich T. (2024), « [Le décrochage européen en question](#) », *OFCE Policy Brief*, n° 128, 16 mai.

³ Bergeaud A. (2024), *Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity*, ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.

⁴ Voir également la revue de littérature sur le sujet dans le chapitre 2 du présent rapport.

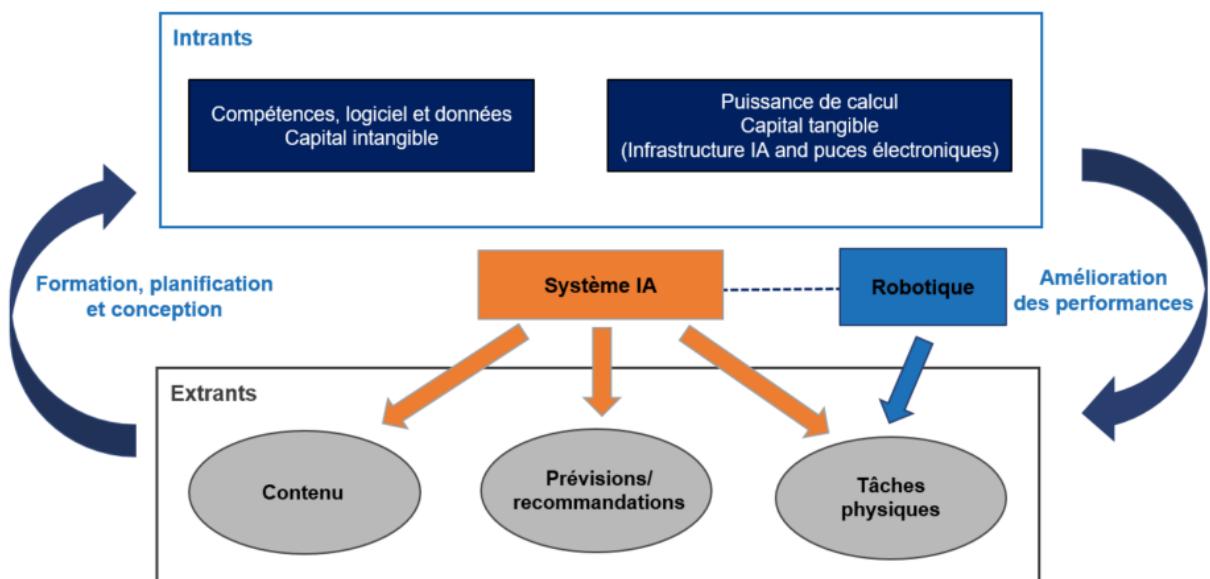
⁵ Furman J. et Seamans R. (2019), « [AI and the Economy](#) », *Innovation Policy and the Economy*, vol. 19, p. 161-191.

⁶ Sastry G., Heim L., Belfield H., Anderljung M., Brundage M., Hazell J., O'Keefe C., Hadfield G. K., Ngo R., Pilz K., Gor G., Bluemke E., Shoker S., Egan J., Trager R. F., Avin S., Weller A., Bengio Y. et Coyle D. (2024), *Computing Power and the Governance of Artificial Intelligence*, rapport, février.

⁷ Pour sa part, la définition de l'OCDE – servant de base au [règlement européen de 2024 sur l'intelligence artificielle](#) et au [2023 US Executive Order on Safe, Secure, and Trustworthy Artificial Intelligence](#) – stipule que « un système d'intelligence artificielle est un système basé sur une machine qui, pour des objectifs explicites ou implicites, déduit, à partir des données qu'il reçoit, comment générer

Sur la base de Filippucci *et al.* (2024)¹, le concept de digitalisation reprend donc toute influence des TIC sur les processus de production, ce qui comprend également la robotique (Figure 1).

Figure 1 – Systèmes IA sous l'angle de la fonction de production



Source : Filippucci *et al.* (2024), « *The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges* », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 15, avril, figure 1, p. 9 ; traduction CNP

Comme le rappellent Aghion et Bouverot (2024)², l'intelligence artificielle n'est pas une nouveauté et recouvre plusieurs technologies différentes. L'engouement pour la digitalisation en général, et l'IA en particulier, a été fluctuant au cours des dernières décennies, pour atteindre son paroxysme aujourd'hui (voir Encadré 1).

des résultats tels que des prédictions, du contenu, des recommandations ou des décisions qui peuvent influencer des environnements physiques ou virtuels. Les différents systèmes d'IA varient dans leurs niveaux d'autonomie et d'adaptabilité après leur déploiement ». Voir OCDE (2024), « Recommandation du Conseil sur l'intelligence artificielle », [OECD/LEGAL/0449](#).

¹ Filippucci F., Gal P., Jona-Lasinio C., Leandro A. et Nicoletti G. (2024), « *The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges* », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 15, avril.

² Aghion P. et Bouverot A. (2024), *IA : notre ambition pour la France*, rapport, Commission de l'intelligence artificielle installée le 19 septembre 2023 par la Première ministre Élisabeth Borne.

Encadré 1 – Les différentes évolutions de l'intelligence artificielle

L'apprentissage automatique (*machine learning* en anglais) est un sous-domaine de l'IA qui se concentre sur le développement de modèles et d'algorithmes pour aider les ordinateurs à améliorer leurs performances. De grandes quantités de données sont introduites dans un ordinateur, qui découvre ensuite des structures ou configurations dans ces données et les utilisent pour faire des prédictions et prendre des décisions. Trois types de modèles existent : (a) l'apprentissage automatique supervisé, qui utilise des ensembles de données étiquetées pour entraîner des modèles ; (b) l'apprentissage automatique non supervisé, qui utilise des algorithmes pour analyser des ensembles de données non étiquetées ; et (c) les algorithmes d'apprentissage automatique semi-supervisé, qui se situent entre les deux premiers.

Les modèles de transformateurs (*transformer models*) sont des modèles d'apprentissage automatique conçus pour traiter des séquences d'éléments. Le modèle repose sur un mécanisme d'attention qui lui permet d'apprendre et de comprendre la relation entre les mots d'une phrase.

Les réseaux neuronaux (*neuronal networks*) sont un sous-domaine de l'apprentissage automatique. Il s'agit de modèles mathématiques inspirés de la structure du cerveau humain. Chaque nœud (ou neurone) du réseau reçoit une entrée, effectue un calcul et crée une sortie. Si la sortie d'un nœud individuel est supérieure à une valeur seuil spécifiée, le nœud est activé et envoie des données à la couche suivante du réseau. L'algorithme de recherche de Google est l'un des réseaux neuronaux les plus connus.

L'apprentissage en profondeur (*deep learning*) est un réseau de neurones comportant trois couches ou plus, caractérisé par un apprentissage automatique. L'apprentissage profond diffère de l'apprentissage automatique « classique » par le type de données avec lesquelles il travaille et les méthodes par lesquelles il apprend. Alors que les algorithmes d'apprentissage automatique s'appuient sur des données plus structurées et étiquetées pour faire des prédictions, l'apprentissage profond ne nécessite pas nécessairement un ensemble de données étiquetées et dépend moins de l'interaction humaine. L'apprentissage profond est utilisé dans de nombreuses applications, telles que la reconnaissance vocale et la conduite autonome.

Le traitement du langage naturel (*natural language processing – NLP*) est un sous-domaine de l'IA qui a pour but de générer du texte en réponse à un contexte et à donner aux ordinateurs la capacité de comprendre le texte et les mots prononcés de la même manière que les êtres humains. Le NLP utilise la linguistique computationnelle combinée à des modèles statistiques, d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond pour permettre aux ordinateurs de comprendre le langage humain. Pour ce faire, il utilise deux techniques : l'analyse syntaxique, qui identifie la structure de la phrase et la relation des mots entre eux ;

et l'analyse sémantique, qui se concentre sur la signification des mots et leur contexte dans la phrase. Google Translate ou encore des *chatbots* comme Siri sur les iPhones reposent sur cette technologie.

Les grands modèles de langage (*large language models* – LLM) sont un modèle statistique permettant de prévoir le mot le plus probable dans un contexte donné. C'est une sorte de modèle d'apprentissage automatique qui est formé sur de grandes quantités de données non étiquetées à l'aide d'un apprentissage autosupervisé ou semi-supervisé pour effectuer des tâches de NLP. Les LLM utilisent des réseaux de neurones profonds pour générer des résultats. Les derniers outils d'intelligence artificielle tels que ChatGPT, Mistral ou encore DeepSeek sont les LLM les plus connus.

Dans les années 1960, l'enthousiasme pour l'IA se propage et les financements affluent dans ce secteur, conduisant au développement du premier *chatbot* IA (ELIZA). Mais dans la décennie suivante, l'engouement (et les financements) pour l'IA diminuent à mesure que la technologie ne répond pas aux attentes (parfois trop) optimistes et il faudra attendre les années 1980 pour un regain d'intérêt sur l'IA grâce à l'émergence du *machine learning*. Cela s'amplifiera dans les années 1990 et 2000 avec l'apparition d'Internet et surtout grâce à la collecte massive de données (le *big data*), l'augmentation des capacités de calcul et le développement de nouvelles techniques d'apprentissage automatisé (*machine learning*), en particulier dans le domaine du *deep learning* impliquant l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels¹.

C'est lors de cette décennie que l'IA connaît des progrès spectaculaires. Ces progrès ont ainsi permis son intégration dans un grand nombre de processus de production qui nécessitaient auparavant l'intervention humaine : des tâches qui dépendent par exemple de compétences « perceptuelles » telles que la vision et l'audition, qui semblent naturelles pour l'humain, étaient jusqu'à un passé récent hors de portée des machines². Depuis 2010, l'usage de l'IA s'accélère : les grandes entreprises technologiques commencent à intégrer la technologie de l'IA dans leurs produits, par exemple avec le lancement par Microsoft de son périphérique Kinect – capable de suivre les mouvements du corps humain à l'aide d'une caméra vidéo 3D avec une

¹ Chollet F. (2018), *Deep Learning with Python*, Manning Publications, Shelter Island.

² Benhamou S. (2022), *Les transformations du travail et de l'emploi à l'ère de l'intelligence artificielle. Évaluations, illustrations et interrogations*, Rapport Cepalc, Nations unies, décembre.

détection infrarouge – pour sa Xbox 360, ou encore celui de l’application Siri par Apple pour ses iPhones en octobre 2011.

Les domaines d’application de l’IA sont aussi impressionnantes et couvrent un grand nombre de secteurs comme la santé, la banque, le transport ou encore l’industrie pour ne citer qu’eux¹. Comme le souligne Benhamou (2022), ce vaste champ d’application et la capacité d’auto-amélioration de l’IA en fait une « technologie générique et polyvalente » capable de générer des innovations complémentaires dans d’autres secteurs d’activité.

Malgré les inventions importantes liées à la digitalisation et à l’intelligence artificielle au cours des dernières décennies, la pérennité de l’impact sur la productivité globale des facteurs (et sur la productivité du travail) a été relativement faible, voire marginale, dans la plupart des pays, ne remettant pas en cause sa tendance globalement baissière comme le montre Philippon (2022)². Afin d’expliquer cette énigme, certains économistes font un parallèle avec l’invention de l’électricité.

Bien que les premières découvertes clés liées à l’électricité datent du début du XVIII^e siècle (avec par exemple la bouteille de Leyde en 1729, qui est l’ancêtre du condensateur, ou encore la pile Volta en 1799)³, ce n’est qu’à partir de la fin du XIX^e siècle que l’électricité en tant que telle peut être produite en quantité, et remplacer peu à peu le gaz pour l’éclairage des habitations et des villes, avec l’apparition des premières centrales hydroélectriques et des premières lignes électriques en 1880. Ce n’est qu’au XX^e siècle, comme le soulignent Aghion et Bouverot (2024), que l’électricité entre dans la vie quotidienne et que s’opère un véritable tournant dans l’organisation industrielle grâce à l’invention du fil électrique et la miniaturisation des moteurs électriques : chaque machine devient alors alimentée de manière autonome par l’électricité, éliminant ainsi le traditionnel arbre de transmission. L’agencement plus efficace des machines fait émerger le concept de la chaîne de montage, qui marque la hausse de la productivité des usines.

La question qui se pose donc au sujet de l’IA est double : d’une part, allons-nous connaître, à l’instar des inventions passées telles que l’électricité, un décalage temporel entre l’émergence de la technologie et son utilisation généralisée ? Et si oui,

¹ Benhamou S. et Janin L. (2018), *Intelligence artificielle et travail*, rapport remis à la ministre du Travail et au secrétaire d’État auprès du Premier ministre chargé du Numérique, France Stratégie, mars.

² Philippon T. (2022), « [Additive growth](#) », NBER Working Paper, n° 29950, National Bureau of Economic Research, mai.

³ Pour un historique des diverses inventions qui ont permis à terme la création d’électricité de masse, voir l’analyse de la BnF (BnF [s.d.], « [Une découverte majeure : l’électricité](#) », page Web du site BnF Passerelles).

de quelle durée ? D'autre part, quelle sera l'ampleur de l'impact sur la productivité globale des facteurs (PGF), et sur la productivité du travail en particulier ?

La réponse à la première question est visiblement oui, compte tenu de « l'ancienneté » des premières versions d'intelligence artificielle et de l'évolution concomitante de la productivité globale des facteurs et de la productivité du travail. Quant à la durée de ce décalage, il pourrait se révéler (beaucoup) plus court que pour les précédentes inventions à l'aune des caractéristiques propres à l'intelligence artificielle, bien que dépendant du changement organisationnel requis au sein des entreprises pour une pleine utilisation¹. Tout comme l'utilisation généralisée de l'électricité qui a dû attendre l'invention du fil électrique, des batteries et de la miniaturisation des moteurs électriques, l'intelligence artificielle a bénéficié d'inventions nécessaires à son développement que sont principalement Internet, l'explosion de la quantité de données disponibles (*big data*), la création du *cloud* et surtout la croissance exponentielle de la puissance de calcul des ordinateurs, lesquels sont de plus en plus performants, bien au-delà désormais de la loi de Moore², comme le discutent Sevilla *et al.* (2022)³. Par ailleurs, ce qui change avec l'intelligence artificielle aujourd'hui est son accessibilité au plus grand nombre : l'interface de l'IA générative tels ChatGPT, Mistral ou DeepSeek est intuitive et facile d'utilisation, tout en permettant d'interagir de façon humaine avec les utilisateurs, nécessitant de ces derniers de moins en moins de compétences techniques.

Quant à l'ampleur de l'impact sur la productivité globale des facteurs (et sur la productivité du travail), la réponse est incertaine car elle est sujette à l'ampleur de son utilisation et au nombre d'individus qui seront impactés. Comme dit plus haut, de plus en plus de firmes high-tech introduisent des composantes IA dans leurs produits commercialisés depuis les années 2010. L'émergence d'interfaces de programmation d'application (*application programming interface – API*) telles que ChatGPT ouvre la voie à une utilisation généralisée de l'intelligence artificielle et non plus aux seuls

¹ Benhamou S (2020), « [Intelligence artificielle et travail : le défi organisationnel](#) », in *Intelligences artificielles et humaines, quelles interactions ?*, *Enjeux numériques*, Les Annales des Mines, n° 12, décembre.

² La loi de Moore (qui est en fait une simple extrapolation) implique que les ordinateurs deviennent au fil du temps plus petits, plus rapides et moins chers, à mesure que les transistors sur circuits intégrés deviennent plus efficaces. Ayant observé le nombre de transistors par circuit doubler chaque année et le coût par composant étant inversement proportionnel au nombre de composants, Gordon Moore, ingénieur américain, créateur de Intel, prédit que ce nombre allait continuer à doubler tous les deux ans.

³ Sevilla J., Heim L., Ho A. Besiroglu T., Hobbahn M. et Villalobos P. (2022), « [Compute trends across three areas of machine learning](#) », *2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*.

ingénieurs, techniciens ou développeurs. Le corollaire de cela est le fait que tout sera, à des degrés divers, affecté potentiellement par l'IA générative.

Comme le détaillent Aghion et Bouverot (2024), « la chaîne de valeur de l'IA générative se compose d'entreprises dont l'IA est au cœur du modèle d'affaires, mais aussi d'entreprises qui utilisent l'IA et l'intègrent dans un modèle d'affaires préexistant ou adapté. Il y a donc une économie de l'IA et une économie *par* l'IA. La valeur économique globale de l'IA générative est considérable » (p. 22). L'impact économique global de cette nouvelle génération d'intelligence type générative est donc tributaire de sa capacité à rendre les travailleurs dans les différents métiers plus productifs. Sur ce point, les études récentes dans la littérature académique divergent, comme nous le verrons dans la prochaine section. Dans les deux dernières sections de ce chapitre, nous présenterons les résultats de l'enquête sur l'investissement de la Banque européenne d'investissement (EIBIS) sur la base de laquelle nous estimons l'impact sur la productivité globale des facteurs des technologies numériques contenues dans cette enquête.

1. Les études empiriques divergent quant à l'ampleur de l'impact économique de la numérisation et de l'intelligence artificielle

Si les récentes études s'accordent pour dire que l'impact de la digitalisation récente – et de l'intelligence artificielle (IA), générative en particulier – devrait être positif sur la croissance et la productivité globale de facteurs (PGF), les résultats divergent quant à l'ampleur de cet impact.

Quantifier cet impact pour l'IA générative est d'autant plus difficile que nous ne disposons pas du recul nécessaire permettant une analyse empirique précise. Une manière d'appréhender cette question est d'extrapoler l'impact potentiel à partir des inventions passées telles que l'électricité, l'émergence des technologies numériques dans les années 1990 ou encore la robotisation.

1.1. Historiquement, toute innovation technologique a dopé la productivité

Sur la base des données de Bergeaud *et al.* (2016)¹, Aghion et Bouverot (2024) estiment que l'IA générative pourrait s'apparenter à la vague de l'électricité dans les années 1920 en Europe, qui a permis une croissance de la productivité du travail de 1,3 point de pourcentage par an pendant une décennie. L'IA générative pourrait donc provoquer une hausse similaire pendant la prochaine décennie, à partir de 2024.

En utilisant des estimations directes plutôt qu'indirectes² des élasticités des facteurs de production, Beaudreau (1995)³ montre que le déclin de la croissance de l'énergie électrique est à l'origine de la majeure partie du déclin de la croissance de la production et de la productivité dans l'industrie manufacturière états-unienne sur la période 1950-1984.

Quant à la vague des technologies numériques de la fin des années 1990 et du début des années 2000 aux États-Unis, O'Mahony et Timmer (2009)⁴ trouvent que la révolution généralisée des technologies de l'information a contribué à 0,60 point de pourcentage de la croissance de la productivité du travail et à 1 point de pourcentage de la croissance globale par an en Europe, aux États-Unis et au Japon entre 1995 et 2005. Aghion et Bouverot (2024), quant à eux, estiment que la hausse de la croissance de la productivité serait d'environ 0,8 point de pourcentage par an aux États-Unis au cours de cette même période.

Toutefois, il faut souligner que la grande différence entre des inventions telles que l'électricité ou encore la révolution industrielle qui s'est ensuivie – avec l'apparition des chaînes de production et des moteurs thermiques – est que, dans ces épisodes, l'humain restait au centre des activités. À titre d'exemple, il s'agissait pour le fermier de passer

¹ Estimation réalisée à partir des données de Bergeaud A., Cette G. et Lecat R. (2016), « [Productivity trends in advanced countries between 1890 and 2012](#) », *Review of Income and Wealth*, vol. 62(3), p. 420-444, cité par Aghion et Bouverot (2024).

² Dans cette étude, l'auteur tente de réconcilier les données historiques avec les faits empiriques. Plus précisément, les parts de revenu des facteurs couramment utilisées dans l'indice Divisia de croissance des intrants sont remplacées par les élasticités estimées des intrants et des *outputs*. Ces dernières attribuent à l'énergie électrique un rôle considérablement plus important que ne l'indiquaient les études précédentes. Ces élasticités sont ensuite utilisées pour réévaluer les sources de croissance du secteur manufacturier américain.

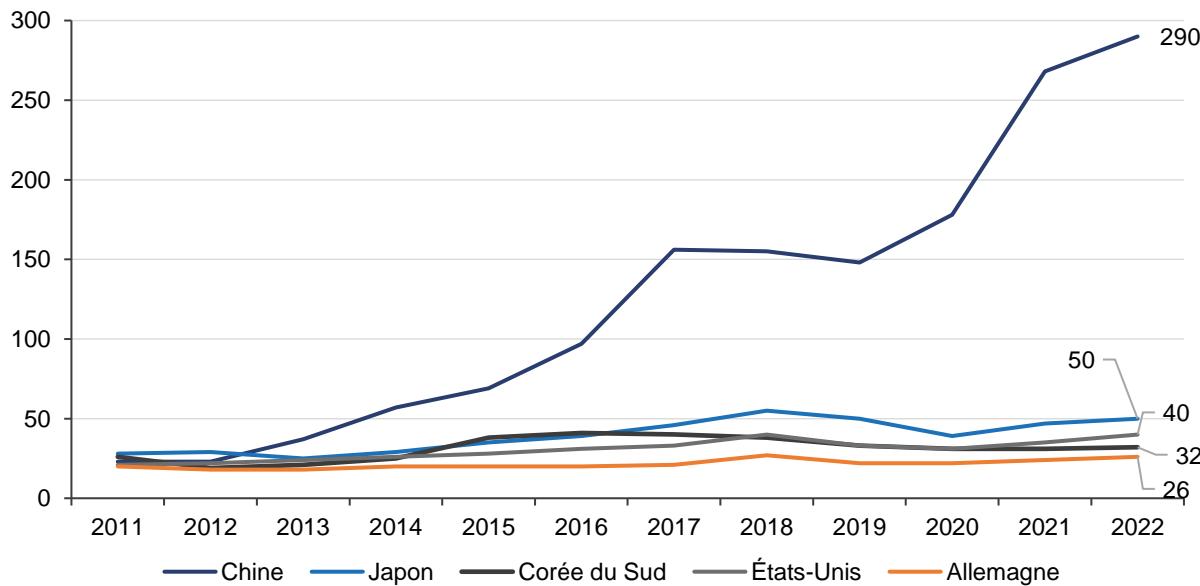
³ Beaudreau B. C. (1995), « [The impact of electric power on productivity: A study of US manufacturing 1950-84](#) », *Energy Economics*, vol. 17(3), juin, p. 231-236.

⁴ O'Mahony M. et Timmer M. P. (2009), « [Output, input and productivity measures at the industry level: The EU KLEMS database](#) », *Economic Journal*, vol. 119(538), p. 374-403.

d'un traitement manuel de ses cultures à un traitement plus mécanique grâce aux tracteurs et autres moissonneuses-batteuses. Il en est de même avec les premières formes d'IA, lesquelles requièrent une intervention humaine, souvent assez spécialisée. En revanche, l'IA générative (avec son accessibilité exponentielle) a vocation à être accessible au plus grand nombre, à couvrir une pluralité de tâches et de secteurs, mais aussi, dans une certaine mesure, à remplacer l'intervention humaine.

C'est en cela que les études empiriques concernant la robotisation dans l'industrie pourraient sembler plus informatives pour deux raisons. D'une part, l'installation des robots industriels a pris beaucoup d'ampleur ces dernières années. On en dénombrait près de 600 000 unités dans le monde à la fin de 2022, soit près de quatre fois le nombre de fin 2012 (voir [Annexe 7](#), Graphique A6a), dont plus de la moitié est installée en Chine (voir [Annexe 7](#), Graphique A6b). Bien que la Chine ait multiplié par 13 le nombre de robots installés dans son industrie depuis 2011 (Graphique 1), ce sont les États-Unis qui dominent la fabrication de robots pour les services (voir [Annexe 7](#), Graphique A7). D'autre part, comme les robots peuvent soit compléter l'action humaine, soit la remplacer, l'impact de la robotique sur la productivité pourrait se rapprocher de celui attendu par l'adoption de l'IA générative.

Graphique 1 – Nombre de robots industriels installés fin 2022 (en milliers)



Source : *International Federation of Robotics (IFR)*, 2023 ; graphique issu de *Stanford University* (2024), [AI Index Report 2024](#), *Human-Centered Artificial Intelligence*, avril

Sur la base de nouvelles données de la Fédération internationale de robotique, Graetz et Michaels (2018)¹ analysent l'impact sur la productivité et la croissance économique de l'utilisation des robots industriels dans 14 secteurs d'activité de 17 pays entre 1993 et 2007, en comparant les données sur les tâches effectuées par les robots industriels aujourd'hui avec les données sur les tâches similaires effectuées par les travailleurs américains par le passé. Ils concluent que l'utilisation de robots dans l'industrie manufacturière a augmenté la croissance annuelle de la productivité du travail et du PIB de 0,36 et 0,37 point de pourcentage, respectivement, entre 1993 et 2007, ce qui est quelque peu en deçà de la plupart des technologies importantes précédentes telles que les chemins de fer au XIX^e siècle², les autoroutes états-uniennes au XX^e siècle³ et les technologies de l'information et de la communication (O'Mahony et Timmer, 2009).

Par ailleurs, à l'instar de Graetz et Michaels (2018) et sur la base des mêmes données, Muro et Andes (2015)⁴ ne trouvent pas de relation tangible entre l'utilisation des robots et les variations de l'emploi dans l'industrie, même si Graetz et Michaels (2018) soulignent dans leur étude que l'adoption des robots a eu tendance à augmenter l'emploi et le salaire des travailleurs qualifiés au détriment des travailleurs peu qualifiés – et, dans une moindre mesure, des travailleurs moyennement qualifiés.

En revanche, se focalisant sur l'impact des robots industriels sur les marchés du travail locaux aux États-Unis à partir de données sectorielles, Acemoglu et Restrepo (2020)⁵ trouvent un effet négatif sur les salaires et l'emploi du fait du déplacement des travailleurs vers d'autres activités que celles qu'ils exerçaient avant l'installation des robots, mais un effet positif sur la productivité.

Cela contraste avec d'autres études empiriques menées au niveau des entreprises. En identifiant 598 entreprises ayant adopté des robots industriels dans l'industrie manufacturière française entre 2010 et 2015, Acemoglu et Restrepo (2020) mettent en évidence que l'installation de robots est corrélée à une augmentation de 20 % de la

¹ Graetz G. et Michaels G. (2018), « Robots at work », *Review of Economics and Statistics*, vol. 100(5), décembre, p. 753-768.

² Crafts N. (2004), « Steam as a general purpose technology: A growth accounting perspective », *The Economic Journal*, vol. 114(495), p. 338-351.

³ Fernald J. G. (1999), « Roads to prosperity? Assessing the link between public capital and productivity », *The American Economic Review*, vol. 89(3), juin, p. 619-638.

⁴ Muro M. et Andes S. (2015), « [Robots seem to be improving productivity, not costing jobs](#) », *Harvard Business Review*, vol. 16, juin.

⁵ Acemoglu D. et Restrepo P. (2020), « Robots and jobs: Evidence from US labor markets », *Journal of Political Economy*, vol. 128(6), juin, p. 2188-2244.

valeur ajoutée, de 2,4 % de la productivité globale des facteurs (PGF) et de 10 % de l'emploi total au sein de l'entreprise, mais une baisse de la part de l'emploi dans la valeur ajoutée de 4,3 %¹.

Toutefois, les robots industriels ne représentent au niveau agrégé qu'une faible part de l'ensemble des technologies d'automatisation adoptées par les entreprises manufacturières. Par exemple, dans le cas des États-Unis, Benmelech et Zator (2022)² montrent que les investissements dans les robots industriels représentent moins de 0,30 % des dépenses globales en équipements et que les récentes augmentations de la robotisation ne ressemblent pas à la croissance explosive observée pour les technologies de l'information par le passé. En France, 50 % des robots industriels sont concentrés dans le secteur automobile, ce qui en fait une technologie très spécifique. Aghion *et al.* (2020)³ utilisent des données microéconomiques d'entreprises manufacturières en France entre 1995 et 2017 et montrent que, à tous les niveaux d'analyse – usine, entreprise et industrie –, la relation entre l'automatisation et l'emploi est positive. Cela indique que, en pratique, l'effet sur la productivité tend à l'emporter sur les effets de déplacement des travailleurs. Au niveau des entreprises, cela s'explique par une baisse des prix pour celles s'étant davantage automatisées, ce qui conduit à une hausse de la demande à laquelle ces entreprises font face, à une augmentation de leurs bénéfices et, *in fine*, à une hausse de l'emploi au détriment de leurs concurrentes. Au niveau sectoriel, les auteurs montrent que si l'effet reste positif en moyenne, il est tiré par les secteurs exposés à la concurrence internationale, car les concurrents dont l'emploi diminue sont localisés à l'étranger, alors que cet effet est statistiquement non significatif pour les industries peu exposées à la concurrence internationale.

Deng *et al.* (2023)⁴ ont analysé les données d'usines de fabrication allemandes de 2014 à 2018 pour évaluer l'impact des robots sur la composition de la main-d'œuvre, en se concentrant particulièrement sur la profession et l'âge. Leurs résultats montrent

¹ La part de l'emploi dans la valeur ajoutée correspond à l'inverse de la productivité du travail si et seulement si le salaire moyen des travailleurs est stable, ce qui est rarement le cas comme l'expliquent Acemoglu et Restrepo (2020). Voir également Acemoglu D., Lelarge C. et Restrepo P. (2020), « Competing with robots: Firm-level evidence from France », *AEA Papers and Proceedings*, vol. 110, mai, p. 383-388.

² Benmelech E. et Zator M. (2022), « [Robots and firm investment](#) », NBER Working Paper, n° 2966, National Bureau of Economic Research, janvier.

³ Aghion P., Antonin C., Bunel S. et Jaravel X. (2020), « What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France », CEPR Discussion Paper n° DP14443, février.

⁴ Deng L., Müller S., Plümpe V. et Stegmaier J. (2023), « [Robots, occupations, and worker age: A production-unit analysis of employment](#) », IZA Discussion Paper, n° 16128, mai.

que l'adoption des robots augmente l'emploi pour les professions moins routinières (par exemple, les ingénieurs) et était neutre en termes d'âge en ce qui concerne les déplacements, mais favorisait les travailleurs plus jeunes pour le réemploi en raison de leur capacité d'adaptation. Cet effet lié à la profession a principalement profité aux employés les plus qualifiés et les plus jeunes, tandis que les fonctions manuelles et routinières ont connu un taux de rotation plus élevé.

L'état de la littérature traitant des robots, et de l'automatisation en général, suggère que leur impact sur l'emploi, la croissance économique et plus spécifiquement sur la productivité des facteurs dans l'industrie directement concernée dépend largement de leur capacité à se substituer ou à compléter l'emploi existant, mais également des retombées indirectes dans les autres secteurs.

1.2. L'incertitude demeure quant à l'impact de l'IA générative sur la productivité

La question qui se pose est donc de savoir dans quelle mesure les résultats empiriques pour l'adoption des robots sont extrapolables à l'impact de l'intelligence artificielle (IA) – générative en particulier – sur la productivité du travail et la productivité globale des facteurs. La réponse est beaucoup plus nuancée dans le cas de l'intelligence artificielle dite « générative » que pour l'intelligence artificielle classique.

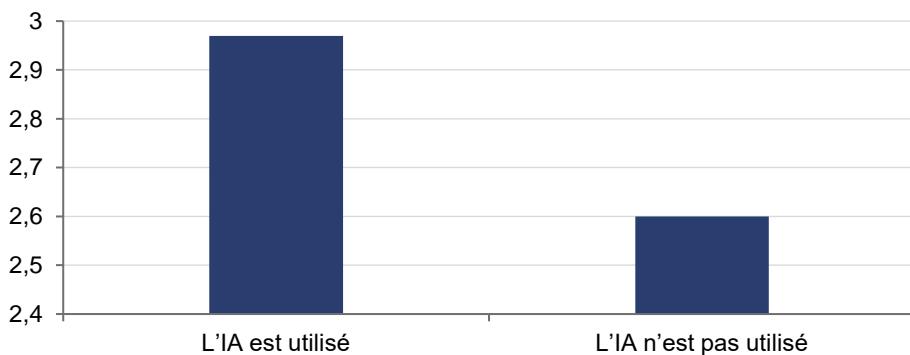
Comme le soulignent Aghion et Bouverot (2024), l'IA générative marque un tournant dans cette innovation en raison de sa simplicité d'utilisation, de sa rapidité à produire du contenu, du réalisme de son contenu et de son aptitude à réaliser des tâches humaines complexes.

Bien que nous ne disposions pas de recul suffisant en raison de l'amélioration exponentielle des outils d'IA générative, deux catégories d'études sont néanmoins disponibles. Il s'agit d'une part des études empiriques en ce qui concerne des tâches bien spécifiques telles que les activités de conseil, le support clients ou encore l'analyse juridique (fondées souvent sur des études de cas) ; et d'autre part, les études qui évaluent plus spécifiquement l'impact agrégé (macroéconomique) de l'IA générative sur la productivité – et donc l'emploi sur la base d'un modèle théorique. En ce qui concerne les études empiriques, Brynjolfsson *et al.* (2023)¹ s'intéressent par exemple à l'impact de l'adoption de l'IA générative sur la productivité d'employés du service clients d'une entreprise et trouvent que le nombre de *chats* (conversations) avec des clients par

¹ Brynjolfsson E., Li D. et Raymond L. R. (2023), « [Generative AI at work](#) », NBER Working Paper, n° 31161, National Bureau of Economic Research, avril.

employé ayant eu accès à l'IA générative est 14 % supérieur à celui des employés n'ayant pas eu accès à cette technologie (Graphique 2).

Graphique 2 – Nombre de *chats* par heure et par agent dans la fonction de support à la clientèle



Source : Brynjolfsson E., Li D. et Raymond L. R. (2023), « [Generative AI at work](#) », NBER Working Paper, n° 31161, National Bureau of Economic Research, avril ; graphique issu de Stanford University (2024), [AI Index Report 2024](#), Human-Centered Artificial Intelligence, avril

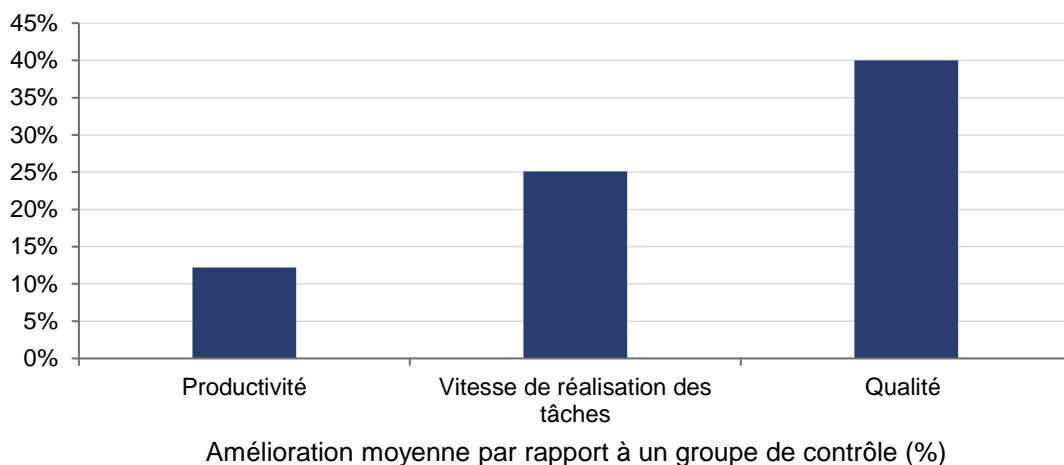
De même, Dell'Acqua *et al.* (2023)¹ rapportent que l'IA générative peut augmenter non seulement la productivité d'employés qualifiés (+12 %), la vitesse d'exécution des tâches (+25 %) mais également la qualité du travail fourni (+40 %), comme le rapporte le Graphique 3². Choi *et al.* (2024)³ étudient l'impact de l'IA dans l'analyse juridique et montrent que les équipes bénéficiant d'un accès à ChatGPT-4 ont considérablement amélioré leur efficacité et ont réalisé des améliorations notables de la qualité dans diverses tâches juridiques, en particulier la rédaction de contrats, épargnant jusqu'à 32 % du temps nécessaire à ce type de rédaction sans l'utilisation de cette technologie (Graphique 4).

¹ Dell'Acqua F., McFowland E., Mollick E. R., Lifshitz-Assaf H., Kellogg K., Rajendran S., Krayer L., Candelier F. et Lakhani K. R. (2023), « [Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality](#) », Harvard Business School Working Paper, n° 24-013, septembre.

² Aghion et Bouverot (2024) rapportent également une vaste enquête menée par Pôle emploi portant sur « Les employeurs face à l'intelligence artificielle » (juin 2023) qui met aussi en avant un effet positif sur la productivité : « 72 % des employeurs recourant à l'IA mentionnent un impact positif sur la performance de leurs salariés, en permettant notamment de réduire les tâches fastidieuses (63 %) ou le risque d'erreur (51 %). » Enquête menée par Pôle emploi auprès de 3 000 établissements de 10 salariés ou plus en juin 2023. L'étude ne précise pas si l'IA utilisée est générative ou non, alors que les études états-uniennes se concentrent sur l'IA générative. Voir également Condé J. et Fergu Y. (2023), [Usages et impacts de l'IA sur le travail au prisme des décideurs](#), rapport d'enquête, Laboria Explorer.

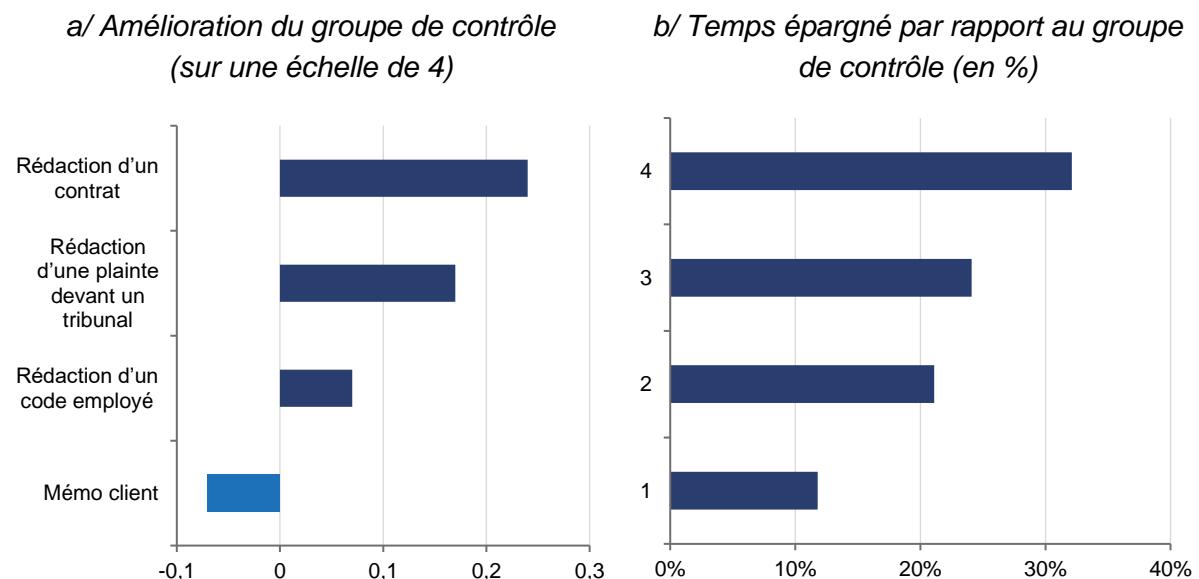
³ Choi J. H., Monahan A. et Schwarcz D. (2024), « [Lawyering in the age of artificial intelligence](#) », *Minnesota Law Review*, vol. 109(1), novembre, p. 147-2018.

Graphique 3 – Mesure de performance des tâches de consultants



Source : Dell'Acqua et al. (2023), « *Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality* », Harvard Business School Working Paper, n° 24-013 ; graphique issu de Stanford University (2024), *AI Index Report 2024, Human-Centered Artificial Intelligence*, avril

Graphique 4 – Impact de l'utilisation de ChatGPT-4 dans l'analyse juridique par tâche



Source : Choi J. H., Monahan A. et Schwarcz D. (2024), « *Lawyering in the age of artificial intelligence* », Minnesota Law Review, vol. 109(1), novembre, p. 147-2018 ; graphique issu de Stanford University (2024), *AI Index Report 2024, Human-Centered Artificial Intelligence*, avril

Hui *et al.* (2023)¹ analysent l'impact de l'IA générative sur la dynamique de l'emploi au sein d'un marché du travail en ligne et constatent que son intégration entraîne une réduction de la demande pour certaines tâches manuelles et de compétences moindres, désormais partiellement automatisées tout en créant de nouvelles opportunités pour des postes nécessitant des compétences élevées. Le constat de cette étude est en ligne avec l'analyse historique de Autor *et al.* (2022)² en ce qui concerne l'automatisation des tâches et l'impact de l'innovation technologique sur l'emploi depuis les années 1940.

En s'appuyant sur les travaux empiriques novateurs de Lin (2011)³ et sur les travaux théoriques d'Acemoglu et Restrepo (2018)⁴, Autor *et al.* (2022) étudient systématiquement la nature, les sources et les conséquences de l'émergence de nouveaux métiers aux États-Unis entre 1940 et 2018, qui est consécutive aux innovations technologiques et de l'automatisation de certaines tâches. Utilisant la base de données Census, ces auteurs rapportent en particulier qu'environ 60 % des travailleurs en 2018 sont sur des postes qui n'existaient pas en 1940. Ils mettent également en lumière une distinction qui doit être faite entre l'impact des innovations technologiques (qui fait émerger de nouveaux métiers à plus haut salaire) et le progrès technologique automatisant des tâches humaines (lequel réduit la demande de main-d'œuvre et ralentit l'apparition de nouveaux métiers)⁵.

En ce qui concerne les études reposant sur un modèle théorique, Acemoglu (2024)⁶ s'appuie sur un modèle théorique de tâches inspiré d'Acemoglu et Restrepo (2018)

¹ Hui X., Reshef O. et Zhou L. (2023), « [The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market](#) », Cesifo Working Paper, n° 10601/2023, juillet.

² Autor D., Chin C., Salomons A. M. et Seegmiller B. (2022), « [New frontiers: The origins and content of new work, 1940-2018](#) », NBER Working Paper, n° 30389, National Bureau of Economic Research, août. Voir aussi Autor D. H. (2015), « Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29(3), p. 3-30.

³ Lin J. (2011), « Technological adaptation, cities, and new work », *Review of Economics and Statistics*, vol. 93(2), mai, p. 554-574.

⁴ Acemoglu D. et Restrepo P. (2018), « [The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares and employment](#) », *American Economic Review*, vol. 108(6), p. 1488-1542.

⁵ Ils trouvent en particulier qu'une hausse de nouvelles technologies entraîne une croissance supplémentaire de 0,08 % de l'emploi dans certains métiers entre 1980 et 2018 (avec une causalité statistiquement significative). En revanche, une hausse de l'automatisation cause des baisses significatives de l'emploi dans certains métiers (-0,19 %), surtout visibles entre les principales catégories de métiers exposés au risque d'automatisation.

⁶ Pour une explication de la formule sous-jacente à cette décomposition, voir les sections 2 et 3 de Acemoglu D. (2024), « [The simple macroeconomics of AI](#) », NBER Working Paper, n° 32487, National Bureau of Economic Research, mai.

pour estimer les effets de l'IA générative sur la croissance de la productivité à partir de quatre termes pour les États-Unis (voir le Tableau 1 pour les hypothèses adoptées par les principales études pour chaque facteur de cette décomposition présenté sous forme de ratio)¹ :

$$\text{Gains annuels PGF}_{\text{sur } 10 \text{ ans}} = \frac{\text{PIB}^{\text{IA}}}{\text{PIB}^{\text{Total}}} \times AI_{\text{Exp}}^{\text{profits}} \times \text{CEA} \times \frac{L}{\sum VAB} \times 10$$

Avec :

- a) $\frac{\text{PIB}^{\text{IA}}}{\text{PIB}^{\text{Total}}}$ la part dans le PIB des tâches exposées à l'IA. Pour estimer ce facteur Acemoglu (2024) se fonde sur les travaux de Gmyrek *et al.* (2023)², lesquels ont utilisé ChatGPT-4 pour prédire les tâches typiques dans diverses professions et évaluer leur potentiel d'automatisation, en signalant des niveaux d'exposition comparables à ceux trouvés par Eloundou *et al.* (2023)³. Aghion et Bunel (2024)⁴ prennent la fourchette haute de Pizzinelli *et al.* (2023)⁵ dans les pays développés, qui est de 60 %. Bergeaud (2024), quant à lui, refait cet exercice pour la zone euro et reprend la méthodologie « AI Occupational Exposure (AIOE) » décrite par Felten *et al.* (2021)⁶ à chaque profession à deux chiffres de l'ISCO08.21⁷. Bien que cette mesure ne spécifie pas de seuil clair pour classer les professions comme « exposées à l'IA », il adopte l'approche de Pizzinelli *et al.* (2023) en considérant

¹ Cette version simplifiée de leur modèle est dérivée de Acemoglu (2024), qui se fonde sur les travaux précédents de Acemoglu D. et Restrepo P. (2019), « Artificial Intelligence, Automation, and Work », chapitre 8, dans Agrawal A., Gans J. et Goldfarb A. (dir.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, National Bureau of Economic Research Conference Report.

² Gmyrek P., Berg J. et Bescond D. (2023), « [Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality](#) », ILO Working Paper, n° 96, Organisation internationale du travail, août.

³ Eloundou T., Manning S., Mishkin P. et Rock D. (2023), « [GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models](#) », Working Paper, août.

⁴ Aghion P. et Bunel S. (2024), « [AI and growth: Where do we stand?](#) », Mimeo, juin.

⁵ Pizzinelli C., Panton A. J., Mendes Tavares M., Cazzaniga M. et Li L. (2023), « [Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications](#) », IMF Working Paper, n° WP/23/216, Fonds monétaire international, octobre.

⁶ Felten E., Raj M. et Seamans R. (2021), « [Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses](#) », *Strategic Management Journal*, vol. 42(12), décembre, p. 2195-2217.

⁷ Une « profession à deux chiffres » fait référence à deux emplois au sein de la même profession. La Classification internationale des professions (CITP) fournit aux statisticiens un cadre pour rendre disponibles des données professionnelles comparables au niveau international, ce qui facilite la communication internationale sur les professions. Pour plus de détails sur le CITP, voir : <https://ilostat.ilo.org/fr/methods/concepts-and-definitions/classification-occupation/>.

une profession comme exposée à l'IA si son score AIOE dépasse sa valeur moyenne.

- b) $AI_{Exp}^{profits}$ la part des tâches exposées à l'IA (IA_{Exp}) pour lesquelles l'utilisation de l'IA en remplacement du capital humain serait rentable¹. À titre d'exemple, Acemoglu (2024) estime que seulement 23 % des tâches exposées à l'automatisation seront vraiment automatisées avec la technologie d'IA actuelle, en se fondant sur l'étude de cas de Svanberg *et al.* (2024)² sur l'analyse visuelle par ordinateur et en supposant une projection relativement pessimiste de la baisse des coûts technologiques. Pour Aghion et Bunel (2024), la part des tâches exposées à l'IA qu'il sera profitable de remplacer par l'IA s'élève à 50 % en raison d'une baisse annuelle du coût des ordinateurs de l'ordre de 22 %, comme discuté dans Besiroglu et Hobbahn (2022)³. Toujours sur la base de Felten *et al.* (2021), Bergeaud (2024) propose une estimation alternative à celle de Acemoglu (2024), en considérant que les emplois dont plus de 50 % des tâches ont un score AIOE inférieur à 0,75 sont considérés comme fortement exposés à l'IA de par leurs caractéristiques. Cependant, beaucoup de ces tâches sont difficiles à automatiser. Comme le précise Bergeaud (2024), automatiser toutes les tâches au sein de ces métiers qui exigeraient l'implémentation de plusieurs modèles spécialisés rendrait onéreuse l'automatisation à moyen terme.
- c) CEA : soit les coûts économisés via l'automatisation (CEA) ou encore pour les gains grâce à l'automatisation des tâches via l'IA. Plusieurs études tentent de quantifier les gains d'efficacité dérivés de l'adoption de l'IA dans les tâches exposées. Parmi elles, nous pouvons citer Noy et Zhang (2023)⁴ qui observent une augmentation de la productivité des analystes de 40 % ou encore Peng *et al.*

¹ Comme le rappelle Bergeaud (2024), « alors que de nombreuses tâches administratives de base peuvent être gérées efficacement par des technologies comme ChatGPT à un coût minimal et sans décisions managériales importantes, l'application de ces technologies d'IA génériques est souvent limitée aux tâches où les erreurs ont des conséquences mineures et où le besoin de personnalisation et de créativité est faible. À l'inverse, de nombreuses tâches restent difficiles à automatiser avec la technologie actuelle en raison d'une précision insuffisante des modèles, qui peuvent ne pas répondre aux normes de qualité requises pour les produits ou les services. De plus, la formation de ces modèles spécialisés pourrait être prohibitif, surtout s'ils sont adaptés à un ensemble limité de tâches » (p. 46).

² Svanberg M., Li W., Fleming M., Goehring B. et Thompson N. (2024), « [Beyond AI exposure: Which tasks are cost-effective to automate with computer vision?](#) », Working Paper, FutureTech MIT.

³ Besiroglu T. et Hobbahn M. (2022), [Trends in GPU Price-Performance](#), rapport technique, EpochAI, juin.

⁴ Noy S. et Zhang W. (2023), « Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence », *Science*, vol. 381(6654), juillet, p. 187-192.

(2023)¹ qui relèvent une amélioration chez les développeurs qui utilisent Copilot. Dès lors, Acemoglu (2024) considère que ce facteur CEA a une valeur moyenne de 0,27 (ou 27 %) en se fondant sur les résultats de Brynjolfsson *et al.* (2023) et de Peng *et al.* (2023). Sur la base de ces deux études ainsi que Noy et Zhang (2023), Aghion et Bunel (2024) estiment ces gains de productivité à 40 %. Mais comme Brynjolfsson *et al.* (2023) indiquent également que l'impact de l'adoption de l'IA sur la productivité augmente au fil du temps du fait que les travailleurs sont de plus en plus à même d'exploiter toutes les capacités de l'IA (avec un impact à long terme approximativement double par rapport aux effets de court terme), Bergeaud (2024) prend une valeur plus centrale de 0,35 (ou 35 %) entre Acemoglu (2024) et Aghion et Bunel (2024).

- d) $\frac{L}{\Sigma VAB}$ la part de l'emploi dans la valeur ajoutée. Comme Acemoglu (2024), Aghion et Bunel (2024) élaborent leur modèle pour les États-Unis, ce qui explique que ces deux études postulent une valeur de 57 % pour la part de l'emploi. Bergeaud (2024), qui fait une analyse similaire mais pour la zone euro, prend une valeur de 0,48 (ou 48 %).

Sur la base des hypothèses adoptées pour chacun de ces facteurs, Acemoglu (2024) conclut à une augmentation de 0,71 % de la productivité globale des facteurs (PGF) sur dix ans, soit 0,07 point de pourcentage (pp) par an sur les dix prochaines années². En revanche, Aghion et Bunel (2024) – reprenant l'approche théorique et la formule proposée par Acemoglu (2024) – montrent que la littérature actuellement disponible conduirait plutôt à un effet sur la productivité inclus dans l'intervalle [0,07 pp ; 1,24 pp] et qu'une estimation médiane s'appuyant sur un autre calibrage de la formule d'Acemoglu (2024) conduirait à une hausse du potentiel de croissance de 0,68 pp en dix ans. Suivant une approche différente, Hatzius *et al.* (2024)³ – dont l'étude est évoquée dans le rapport sur l'IA de Stanford University (2024)⁴ – considèrent que la hausse de la PGF par an pourrait s'élever jusqu'à 1,5 % sur les dix prochaines années

¹ Peng S., Kalliamvakou E., Cihon P. et Demirer M. (2023), « [The impact of AI on developer productivity: Evidence from Github Copilot](#) », février.

² Il explique même que cette estimation pourrait se révéler une borne haute car, au-delà des tâches faciles à apprendre, les effets attendus dans le futur concerteront des tâches difficiles à apprendre, où de nombreux facteurs contextuels influencent la prise de décision et où il n'existe pas de mesures objectives pour évaluer la performance (ce qui pourrait limiter les gains de la PGF sur les dix prochaines années à 0,55 %).

³ Hatzius J., Briggs J., Kodnani D. et Pierdomenico G. (2023), « [The potentially large effects of artificial intelligence on economic growth](#) », *Global Economics Analyst*, mars.

⁴ Stanford University (2024), [AI Index Report 2024](#), Human-Centered Artificial Intelligence, avril.

– soit deux fois supérieure à l'estimation de Acemoglu (2024), mais bien inférieure à l'estimation de Aghion et Bunel (2024). En appliquant cette méthode à la zone euro, Bergeaud (2024) trouve que les gains de PGF pourraient s'élèver à 2,9 % sur la même période (soit l'équivalent de 0,29 pp par an).

Comme l'illustre le Tableau 1, les deux paramètres qui expliquent l'essentiel de l'écart dans les estimations proviennent principalement des hypothèses relatives à la proportion des tâches exposées à l'IA et pour lesquelles une automatisation sera rentable. Il est également important de souligner que ces gains de PGF attendus s'estomperont une fois l'IA générative totalement intégrée dans les processus de production¹. En d'autres termes, une nouvelle technologie augmente notre stock de savoir sans nécessairement générer un processus sans cesse renouvelé de nouvelles innovations – ce qui serait caractérisé par un processus de croissance exponentielle de la PGF (Bergeaud *et al.*, 2016).

**Tableau 1 – Calculs de l'impact de l'IA générative sur la PGF
issus des récentes études académiques**

	Part des tâches exposées à l'IA (a)	Part de (a) pour lesquelles l'usage de l'IA est rentable (b)	Gains moyens réalisés grâce à l'adoption de l'IA (c)	Part du travail dans la valeur ajoutée (d)	Total : (a)*(b)*(c)*(d) %
Acemoglu (2024)^{\$}	0,199	0,230	0,270	0,570	0,7
Aghion et Bunel (2024)^{\$}	0,600	0,500	0,400	0,570	6,8
Bergeaud (2024)[€]	0,430	0,400	0,350	0,480	2,9

Note : le symbole « \$ » indique que l'étude porte sur les États-Unis, tandis que le symbole « € » indique que l'étude porte sur la zone euro.

Source : compilation par le CNP

À la frontière entre les analyses empirique et théorique, Filippucci *et al.* (2024)² étudient les gains espérés de productivité macroéconomique liés à la diffusion des technologies

¹ C'est en ligne avec l'hypothèse de linéarité dans Philippon (2022).

² Filippucci F., Gal P. et Schief M. (2024), « [Miracle or myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from artificial intelligence](#) », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 29, novembre.

d'intelligence artificielle sur un horizon de dix ans¹. Ils trouvent que l'impact sur la croissance annuelle de la productivité globale des facteurs attribuable à la diffusion de l'IA, est de l'ordre de 0,25 à 0,6 point de pourcentage (pp), soit l'équivalent d'une augmentation de 0,4 à 0,9 pp de la productivité du travail à un horizon de dix ans.

Enfin, dans leur rapport, Aghion et Bouverot (2024) adoptent une approche différente en ce sens qu'ils estiment l'impact sur la croissance de la productivité globale des facteurs en transposant les gains de productivité observés lors des précédentes révolutions technologiques telles que l'électricité ou l'explosion des TIC, sans évolution conjointe de l'emploi. En effet, selon eux, l'adoption de l'IA générative causerait des gains de productivité supérieurs au déclassement de certains emplois (qui pourraient être plus importants pour les métiers dont les tâches sont facilement remplaçables par cette nouvelle technologie). Ils en concluent que « la croissance économique annuelle de la France pourrait doubler grâce à l'automatisation de certaines tâches. Au bout de dix ans, la hausse de PIB serait comprise entre 250 et 420 milliards d'euros² en 2034, soit du même ordre de grandeur que l'activité actuelle de l'industrie dans son ensemble » (p. 8). En d'autres termes, toutes choses égales par ailleurs³, les gains générés par l'IA augmenteraient significativement le taux de croissance de la productivité de la France⁴.

Par ailleurs, Aghion et Bouverot (2024) soulignent que si l'on met davantage en avant le fait que l'IA permet d'automatiser également la production d'idées, générant un surcroît de croissance, et ce, de façon permanente, l'impact attendu de l'IA générative dans leur rapport pourrait se révéler être une borne basse. À l'inverse, si l'on accorde plus d'importance à l'existence d'obstacles à la croissance, comme l'absence de concurrence sur différents segments de la chaîne de valeur de l'IA, alors leurs estimations pourraient s'avérer être une borne haute, voire trop optimiste.

¹ Il propose un modèle d'équilibre général multisectoriel qui intègre les interdépendances sectorielles entre entreprises et rend possible une agrégation au niveau macroéconomique des gains de productivité microéconomiques, compte tenu des différentes hypothèses d'exposition et d'adoption de l'IA dans chaque secteur.

² En euros de 2024, mais il faut prendre ce chiffre comme un ordre de grandeur à partir du surplus de croissance estimé, compris entre +0,8 pp et +1,3 pp par an pendant dix ans (Aghion et Bouverot, 2024), contre +0,68 pp dans Aghion et Bunel (2024).

³ Comme précisé par Aghion et Bouverot (2024), c'est-à-dire en transposant ces gains de productivité au PIB potentiel ; sans évolution conjointe de l'emploi. Point discuté en détail dans la section 1.4 du chapitre 1 de Aghion et Bouverot (2024).

⁴ Estimation réalisée à partir des données de Bergeaud *et al.* (2016), et repris dans Aghion et Bouverot (2024).

2. Appréhender l'impact de la digitalisation au travers d'une enquête qualitative

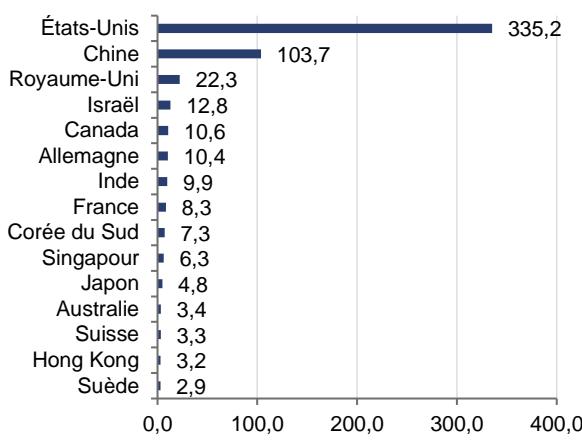
De nombreuses informations statistiques sur l'intelligence artificielle (IA) et sur la robotique sont reprises dans Standford University (2024). Pour évaluer en particulier les montants d'investissement dans l'IA, ce rapport se fonde en partie sur les données de Quid¹, lequel analyse les données d'investissement de plus de 8 millions d'entreprises dans le monde, tant publiques que privées. En utilisant le traitement du langage naturel, Quid passe au crible de vastes ensembles de données non structurées, notamment des agrégations d'actualités, des blogs, des dossiers d'entreprises et des bases de données de brevets, pour détecter des tendances et des informations. En outre, il élargit constamment sa base de données pour inclure davantage d'entreprises, ce qui se traduit parfois par des volumes d'investissement déclarés plus élevés pour des années spécifiques.

Pour la première fois cette année, le rapport comprend des données sur les investissements génératifs en IA. Par « investissement en IA », il faut entendre l'investissement dans toutes les formes d'intelligence artificielle : l'achat de logiciels, l'entraînement des modèles (ou l'ajustement des infrastructures pour adapter l'IA aux besoins de l'entreprise), mais également la construction de centres de données. Ce type d'investissements a fortement accéléré depuis 2013, atteignant plus de 500 milliards de dollars cumulés sur les dix dernières années (2013-2023) dans le monde. Dans cette course à l'innovation technologique, les États-Unis sont en tête avec près de 70 milliards de dollars d'investissement pour la seule année 2023, contre à peine 10 milliards de dollars pour l'Europe et la Chine (Graphique 5). En revanche, si l'on regarde le nombre de brevets en IA délivrés par habitant, c'est l'Asie (et la Chine en particulier) qui arrive en tête pour la période 2010-2022 (Graphique 6a pour 100 000 habitants et Graphique 6b en pourcentage du total mondial).

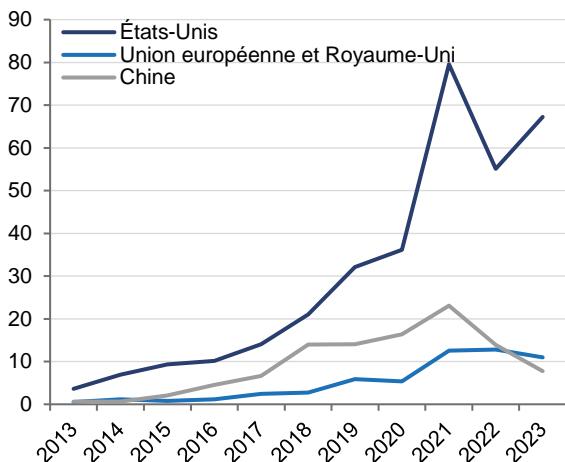
¹ Quid est une société dont le but est de fournir des informations sur les consommateurs et les marchés alimentées par l'IA pour aider les entreprises à s'adapter aux nouvelles tendances dans les technologies. Leur gamme de produits utilise une intelligence artificielle avancée pour traiter des milliards de ressources indexées sur toutes les formes de données structurées et non structurées, permettant aux clients des marques, des agences et des services de conseil de prendre des décisions intelligentes, fondées sur les données, avec précision, rapidité et efficacité.

Graphique 5 – Investissement du secteur privé dans l'IA (en milliards de dollars)

a/ Montant cumulé sur la période 2013-2023



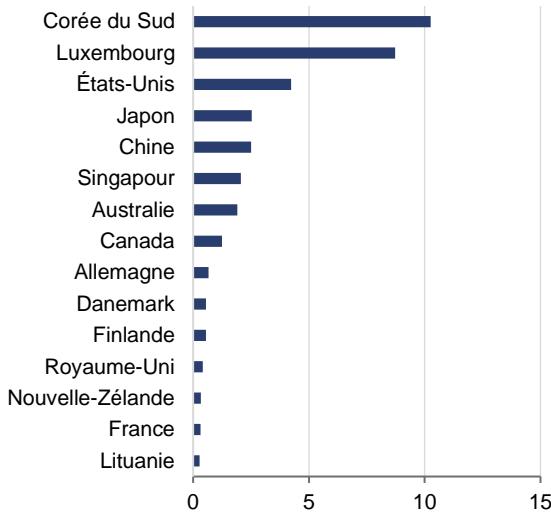
b/ Montants annuels



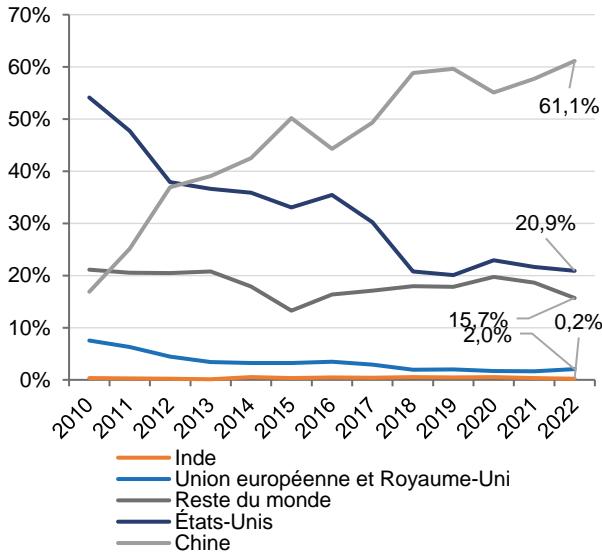
Source: Quid (2023) ; graphique issu de Stanford University (2024), [AI Index Report 2024](#), Human-Centered Artificial Intelligence, avril

Graphique 6 – Brevets IA délivrés en 2010-2022...

a/ ... par 100 000 habitants



b/ ... en % du total mondial

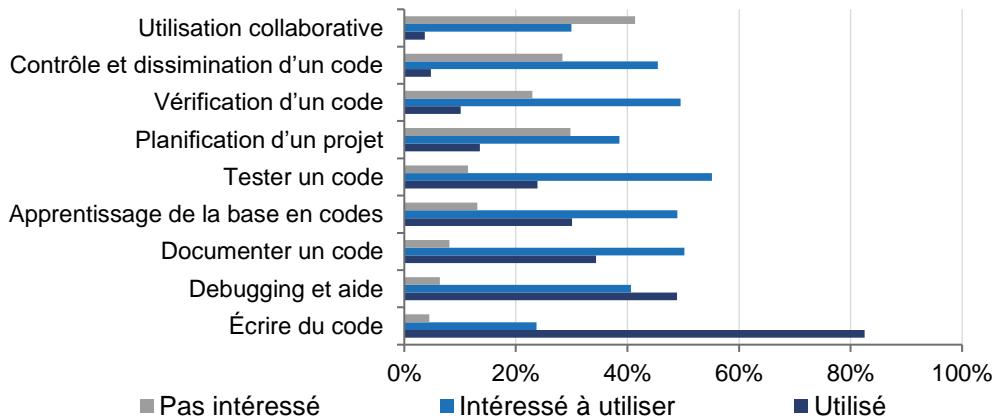


Source : Center for Security and Emerging Technology ; graphiques issus de Stanford University (2024), [AI Index Report 2024](#), Human-Centered Artificial Intelligence, avril

Autre constat, le taux de pénétration de l'IA en général, et de l'IA générative plus spécifiquement, dans l'économie mondiale atteint 80 % d'utilisation chez les

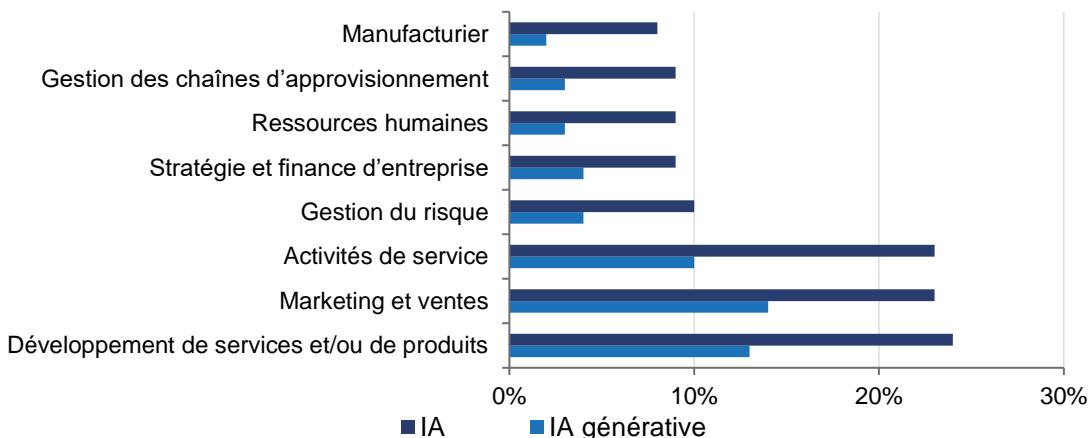
développeurs informatiques (Graphique 7) et plus largement dans le développement de services (Graphique 8)¹.

**Graphique 7 – Adoption de l'IA dans les tâches de développement en 2023
(en % des répondants)**



Source : [Stack Overflow Developer Survey \(2024\)](#)

**Graphique 8 – IA versus IA générative dans les grands secteurs en 2023
(en % des répondants)**



Source : McKinsey & Company (2023), « [The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year](#) », enquête du 1^{er} août

¹ Deux enquêtes récentes de McKinsey & Company suggèrent que les revenus totaux (chiffre d'affaires) attendus supplémentaires issus de l'IA générative pourraient atteindre jusqu'à 450 milliards de dollars au total dans certains secteurs comme le secteur high-tech dans les années à venir (voir Annexe 7, Graphique A8). Voir McKinsey & Company (2023), « [The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year](#) », enquête du 1^{er} août. Voir également McKinsey & Company (2024), « [The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value](#) », enquête du 30 mai. Voir également Chui M., Hazan E., Roberts R., Singla A., Smaje K., Sukharevsky A., Yee L. et Zemmel R. (2023), [The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier](#), McKinsey & Company.

Dans cette section, nous avons donc voulu exploiter l'enquête sur l'investissement de la Banque européenne d'investissement (BEI). Plus spécifiquement, après un bref aperçu de l'enquête et de ses données, nous testons l'impact des nouvelles technologies digitales (incluant les robots et l'IA non générative) sur le taux de croissance de la productivité apparente du travail et de la productivité globale des facteurs (PGF).

2.1. L'enquête sur l'investissement en Europe de la BEI offre une autre perspective du lien entre les gains de PGF et l'émergence de la robotique et de la digitalisation

Les données utilisées dans ce chapitre proviennent de l'Enquête sur l'investissement de la BEI (EIBIS pour EIB Investment Survey). Depuis 2016, l'EIBIS est administrée annuellement à un échantillon représentatif d'entreprises dans chacun des 27 États membres de l'Union européenne ainsi qu'au Royaume-Uni, en leur posant des questions sur leurs activités d'investissement au cours de l'exercice financier précédent¹. Depuis 2019, l'EIBIS inclut des questions sur l'utilisation des technologies digitales avancées ainsi qu'un échantillon d'entreprises états-unies.

L'EIBIS recueille des informations qualitatives et quantitatives sur les activités d'investissement, leurs besoins de financement et les difficultés rencontrées. L'enquête couvre environ 12 000 entreprises dans l'UE-27 et 800 entreprises aux États-Unis. Pour les pays de l'Union européenne, la taille de l'échantillon dépend de la taille de l'économie et varie de 600 entreprises dans les grands pays comme la France, l'Allemagne, l'Italie et l'Espagne à 180 entreprises dans les petits pays comme Chypre, le Luxembourg et Malte.

Les répondants aux entretiens sont des cadres supérieurs ou des directeurs financiers responsables des décisions d'investissement et de leur financement – c'est-à-dire le propriétaire, le directeur financier ou le directeur général. L'EIBIS couvre les entreprises non financières dans les secteurs de l'industrie manufacturière, de la construction, des services et des infrastructures². Les entreprises incluses dans l'enquête comptent au moins cinq employés. Les employés

¹ Les données pour le Royaume-Uni couvrent les exercices financiers 2015-2020.

² Le secteur manufacturier inclut les entreprises du secteur C de la classification NACE, les entreprises de construction (celles du secteur F), les entreprises de services (celles des secteurs G et I), et les entreprises d'infrastructure (celles des secteurs D, E, H et J).

à temps plein et à temps partiel sont comptés comme employés, les employés travaillant moins de 12 heures par semaine sont exclus.

L'échantillon de l'EIBIS est stratifié de manière disproportionnée (échantillonnage) par pays, groupe d'industrie et catégorie de taille d'entreprise, et de manière proportionnelle par région au sein de chaque pays¹. Brutscher *et al.* (2020)² apportent des preuves pour l'Union européenne que l'EIBIS est représentative de la population des entreprises telle que décrite par les statistiques structurelles sur les entreprises (SSE) d' Eurostat. Chaque année, l'enquête comprend une composante « panel » et un échantillon additionnel, où les entreprises du panel (près de 40 % à chaque vague) sont des entreprises ayant participé à une vague précédente de l'enquête et ayant donné leur consentement pour être recontactées lors de la vague suivante. L'échantillon additionnel est composé d'entreprises n'ayant pas participé à la vague précédente.

L'EIBIS contient plusieurs caractéristiques uniques sur l'investissement en Europe et aux États-Unis. Premièrement, les entreprises interrogées sont appariées à la base de données ORBIS, qui contient des informations détaillées sur les bilans et les comptes de résultat. Deuxièmement, les données de l'EIBIS sont collectées de manière cohérente auprès d'entreprises de nombreux pays et secteurs variés, ce qui permet de réaliser des analyses comparatives. Troisièmement, l'enquête recueille des données sur de nombreux aspects des activités d'investissement et de financement des investissements, qui ne sont souvent pas disponibles dans les sources officielles standards. Dans le cadre de cette analyse, l'information sur l'adoption des technologies digitales avancées est particulièrement précieuse.

Depuis 2019, les entreprises incluses dans l'EIBIS sont interrogées sur la mise en œuvre de quatre technologies digitales avancées spécifiques à leur secteur. La question posée dans l'enquête est la suivante : « Pouvez-vous me dire, pour chacune des technologies digitales suivantes, si vous en avez entendu parler, si vous n'en

¹ La méthodologie d'échantillonnage est décrite dans Ipsos (2020). Une entreprise est définie comme une société exerçant son activité en tant qu'entité juridique indépendante. En tant que telles, les succursales sont exclues de la population cible. Cependant, la définition est plus large que dans une enquête typique sur les entreprises, étant donné que certaines filiales de sociétés sont leurs propres entités juridiques. Voir Ipsos (2020), *EIB Group Survey of Investment and Investment Finance*, rapport technique, novembre.

² Brutscher P.B., Coali A., Delanote J. et Harasztsosi P. (2020), « EIB Group survey on investment and investment finance: A technical note on data quality », EIB Working Paper 2020/08. <https://doi.org/10.2867/772584>

avez pas entendu parler, si vous les avez mises en œuvre dans certaines parties de votre entreprise, ou si l'ensemble de votre entreprise est organisé autour d'elles ? »

- Les entreprises du secteur manufacturier sont interrogées sur l'adoption des technologies suivantes : (a) l'impression 3D, également appelée fabrication additive ; (b) la robotique, ou l'automatisation via la robotique avancée ; (c) l'Internet des objets (*Internet of Things*, IoT), c'est-à-dire des dispositifs électroniques communiquant entre eux sans assistance humaine ; et (d) l'analyse *big data* et l'intelligence artificielle (IA).
- Les entreprises du secteur de la construction sont interrogées sur l'adoption de : (a) l'impression 3D ; (b) les drones ou véhicules aériens sans pilote ; (c) l'IoT ; et (d) la réalité augmentée ou virtuelle, comme lorsque des informations sont intégrées à des objets du monde réel et présentées via un casque de réalité virtuelle.
- Les entreprises du secteur des services sont interrogées, quant à elles, sur l'adoption de : (a) la réalité virtuelle ; (b) des plateformes ou outils digitaux connectant les clients aux entreprises ou les clients entre eux ; (c) l'IoT ; et (d) l'analyse *big data* et l'IA.
- Enfin, les entreprises du secteur des infrastructures sont interrogées sur l'adoption de : (a) l'impression 3D ; (b) des plateformes digitales ; (c) l'IoT ; et (d) l'analyse *big data* et l'IA.

Sur la base de l'EIBIS, nous définissons l'adoption des technologies digitales avancées comme une variable indicatrice prenant la valeur 1 si l'entreprise répond qu'elle a mis en œuvre au moins une technologie digitale dans certaines parties de ses activités ou qu'elle a réorganisé l'ensemble de son activité autour de cette technologie, et 0 dans le cas contraire. En effet, à la question générale posée aux entreprises par la BEI en ce qui concerne les technologies numériques utilisées, les technologies utilisées « dans certaines parties de l'activité » et « autour desquelles toute l'activité est organisée » sont regroupées dans une même catégorie par la BEI (voir détails dans l'[Annexe 8](#)). En moyenne, la proportion des entreprises utilisant ces technologies digitales avancées s'élève jusqu'à 35 % pour le *big data*/l'IA (non générative) et jusqu'à 60 % pour la robotique sur notre échantillon (2019-2023)¹ selon les zones géographiques. La section 3 de ce chapitre rapporte des statistiques descriptives détaillées sur ce point.

¹ Chacune des enquêtes (utilisées dans les graphiques suivants) reprend les données de l'année précédente. Ainsi, les enquêtes publiées de 2019 à 2023 portent sur les observations des années 2018 à 2022.

2.2. Les données d'enquête confirment le retard de l'Europe et de la France dans l'adoption des technologies digitales par rapport aux États-Unis

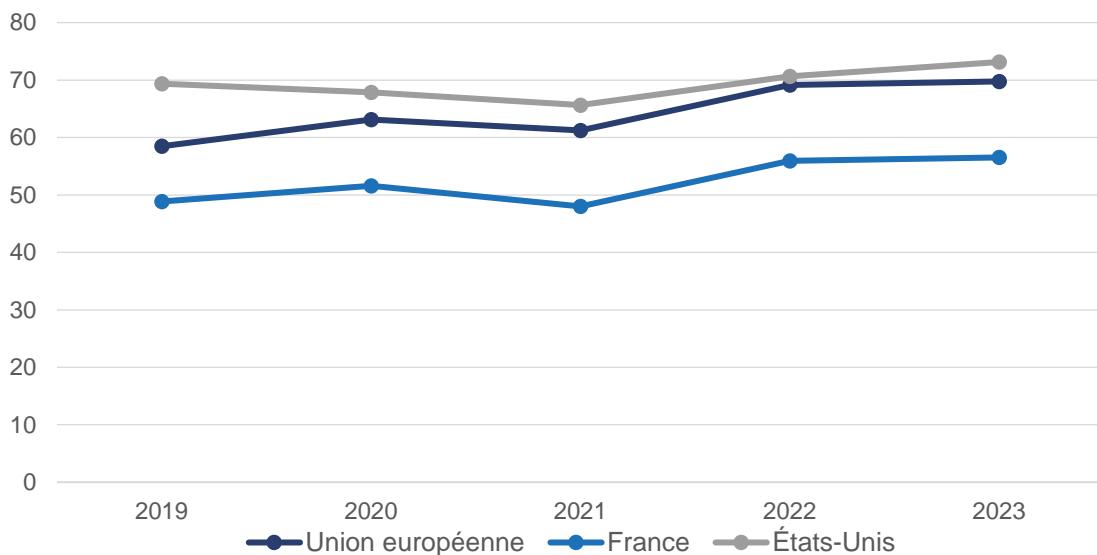
Bien qu'important en 2019, l'écart d'adoption digitale entre les États-Unis et l'Union européenne s'est réduit depuis. Le Graphique 9 montre que les entreprises européennes accélèrent l'adoption des technologies digitales avancées alors que les entreprises états-uniennes ont marqué le pas entre 2019 et 2021. La part des entreprises européennes mettant en œuvre des technologies digitales avancées a atteint 70 % en 2023, contre 73 % aux États-Unis.

Cependant, seulement 57 % des entreprises françaises déclarent utiliser une technologie digitale avancée dans leurs activités. La France se situe parmi les pays de l'Union européenne avec la plus faible part, une tendance principalement portée par le secteur des services. Ces résultats pour la France, fondés sur les données de l'EIBIS, sont également confirmés par les mesures d'adoption digitale issues d'Eurostat (Encadré 2). Cet écart dans l'adoption digitale se creuse lorsqu'on examine plus spécifiquement l'adoption de l'intelligence artificielle (non générative)¹.

Alors que plus de 35 % des entreprises états-uniennes ont recours à cette technologie, seulement 16 % des entreprises françaises déclarent l'avoir adoptée (Graphique 10a). La France accuse également un retard significatif par rapport à la moyenne de l'Union européenne. En revanche, les entreprises manufacturières françaises ne sont pas à la traîne en Europe en ce qui concerne l'utilisation de la robotique avancée (Graphique 10b). Ces résultats issus de l'EIBIS sont également confirmés par les données sur la densité des robots industriels dans le secteur manufacturier provenant de la Fédération internationale de robotique (FIR).

¹ En effet, l'échantillon de l'EIBIS couvre la période 2018 à 2022 (soit les *vintages* 2019-2023), c'est-à-dire d'avant la diffusion large de plateformes telles que ChatGPT ou Meta.

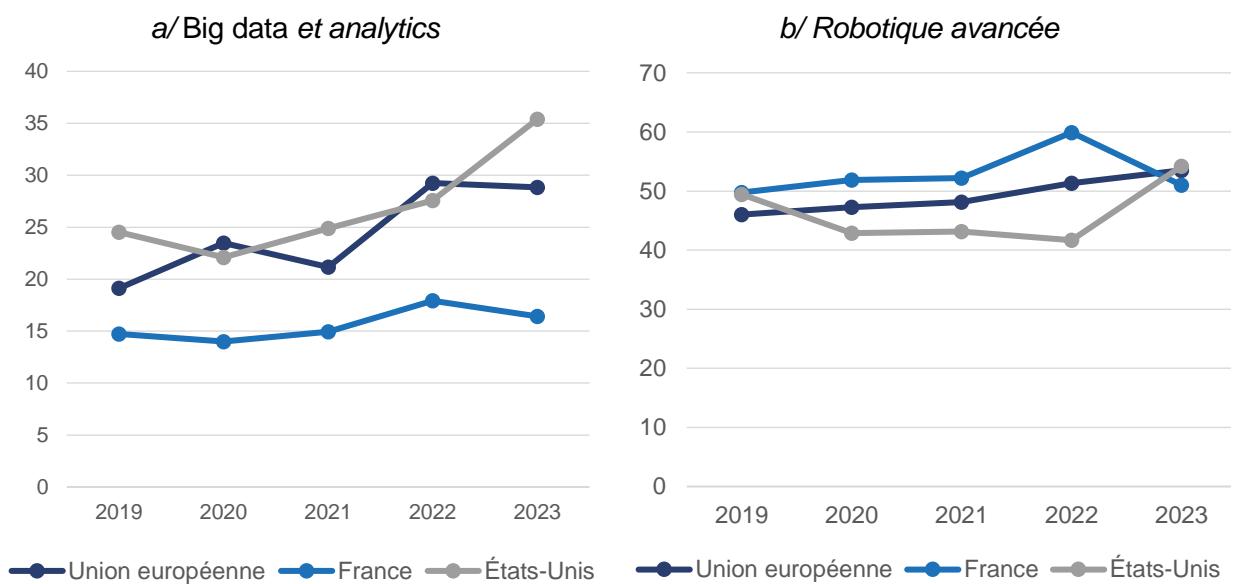
Graphique 9 – Utilisation de technologies digitales avancées, en 2018-2022 (en % des entreprises)



Note : l'axe des abscisses de ce graphique indique l'année de publication de l'enquête et porte sur l'échantillon d'observations 2018-2022.

Source : EIBIS (2019-2023)

Graphique 10 – Utilisation de l'intelligence artificielle et de la robotique avancée, en 2018-2022 (en % des entreprises)



Note : l'axe des abscisses de ce graphique indique l'année de publication de l'enquête et porte sur l'échantillon d'observations 2018-2022.

Source : EIBIS (2019-2023)

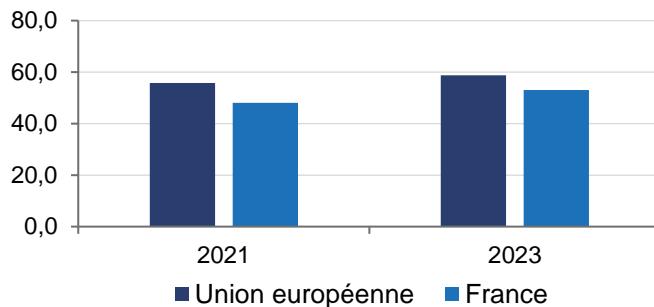
Encadré 2 – La base de données Eurostat sur la numérisation

Les statistiques sur la numérisation collectées par Eurostat fournissent des informations sur : (a) l'adoption et l'utilisation des technologies de l'information et de la communication (TIC) telles que le commerce électronique, l'informatique en nuage, l'analyse des données et l'intelligence artificielle ; (b) les compétences numériques des personnes ; (c) le niveau de numérisation des entreprises (indice d'intensité numérique) ; (d) la taille et l'impact économique du secteur des TIC ; (e) la couverture et les prix de l'Internet à haut débit ; (f) le trafic internet et (g) la cybercriminalité. Ces statistiques portent sur les ménages, les particuliers et les entreprises. Les statistiques sur les TIC dans les entreprises font partie des statistiques européennes d'entreprises, et celles relatives aux ménages et aux particuliers font partie des statistiques sociales.

En ce qui concerne plus spécifiquement les entreprises, il s'agit de données annuelles sur divers sujets comme le commerce en ligne, l'accès à Internet et son utilisation, et l'indice d'intensité numérique composite ; de données collectées habituellement tous les deux ans, sur des sujets tels que les spécialistes des TIC, la facturation électronique, la sécurité des TIC, l'informatique en nuage, l'intelligence artificielle (IA), l'analyse des données, le partage d'informations par voie électronique dans l'entreprise, les TIC et l'environnement ; et des modules ou questions spécifiques collectés épisodiquement sur des sujets particuliers comme l'Internet des objets, l'utilisation de la robotique ou l'impression 3D. Un indice d'intensité numérique en est dérivé. Il est calculé à partir de douze variables et distingue quatre niveaux d'intensité numérique pour chaque entreprise (très faible, faible, élevée et très élevée)¹. Les graphiques suivants rapportent respectivement le pourcentage d'entreprises répondant avoir au moins un niveau de base d'intensité numérique (Graphique 11) et la part du secteur des TIC dans la valeur ajoutée brute (Graphique 12).

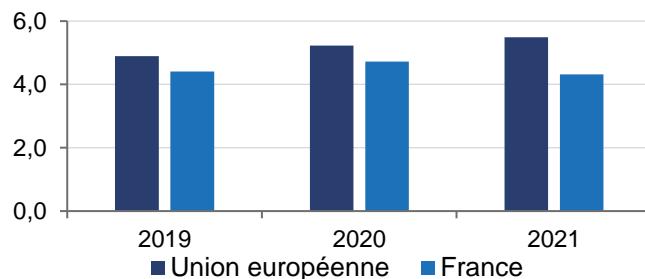
¹ Les données sources concernent les entreprises d'au moins dix personnes (salariés et non-salariés) relevant des activités économiques décrites dans la NACE révision 2, sections C à J, L à N, et le groupe 95.1.

Graphique 11 – Nombre d'entreprises déclarant avoir un niveau de base minimum dans la numérisation, en 2021 et 2023 (en % du total)



Source : Eurostat

Graphique 12 – Part du secteur TIC dans la valeur ajoutée brute, de 2019 à 2021 (en %)



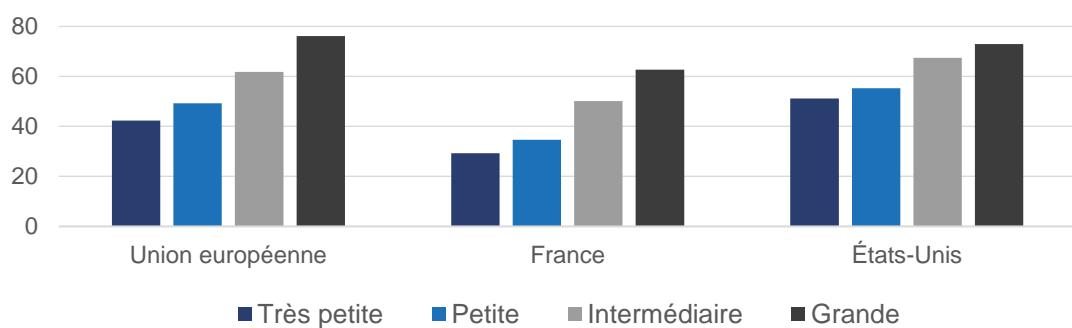
Source : Eurostat

L'enquête de la BEI (EIBIS) est donc supérieure au moins à quatre niveaux. D'une part, elle est plus ancienne puisque l'enquête Eurostat ne commence qu'en 2021. D'autre part, elle plus stable étant donné que la composition de l'indice d'intensité numérique d'Eurostat varie d'une année d'enquête à l'autre, selon les questions incluses dans l'enquête, ce qui signifie que la comparabilité dans le temps peut être limitée. De plus, elle couvre plus d'entreprises (et les catégorise selon leur taille) puisqu'elle inclut les micro-entreprises alors que l'indice d'Eurostat ne porte que sur les entreprises de dix personnes au moins. Enfin, elle est plus large, puisqu'elle inclut désormais les entreprises états-unies.

Par ailleurs, l'adoption des technologies digitales avancées est fortement associée à la taille des entreprises (Graphique 13). 63 % des grandes entreprises françaises (250 employés ou plus) déclarent utiliser des technologies digitales avancées, contre seulement 35 % des petites entreprises (10 à 49 employés). De plus, alors que l'écart entre les petites et les grandes entreprises est à peu près le même entre la France et l'Union européenne (autour de 12 points), il est plus marqué avec les États-Unis (de près de 20 points pour les petites entreprises et de 10 points pour les grandes entreprises). Cette disparité risque de ralentir la transformation digitale en Europe,

comme le montrent Revoltella *et al.* (2020)¹. L'influence de la taille des entreprises est davantage marquée pour la robotique avancée (Graphique 14b) que pour l'IA (sous forme de *big data*, IA non générative ; Graphique 14a), ce qui confirme l'idée que certaines technologies engendrent des coûts d'intégration majeurs et que seules les grandes entreprises sont plus susceptibles d'adopter ces technologies.

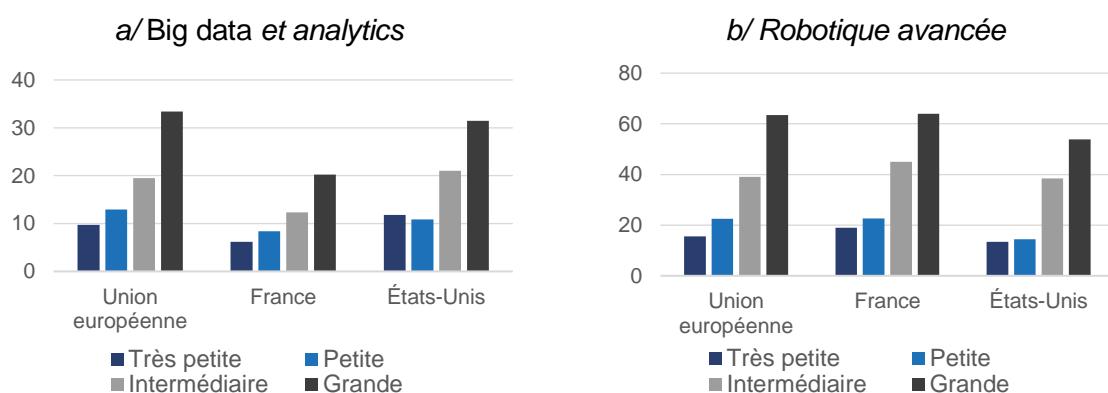
Graphique 13 – Utilisation de technologies digitales avancées, par taille d'entreprise en 2018-2022 (en % des entreprises)



Notes : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée. L'axe des abscisses de ce graphique indique l'année de publication de l'enquête et porte sur l'échantillon d'observations 2018-2022.

Source : EIBIS (2019-2023)

Graphique 14 – Utilisation de l'intelligence artificielle et de la robotique, par taille d'entreprise en 2018-2022 (en % des entreprises)



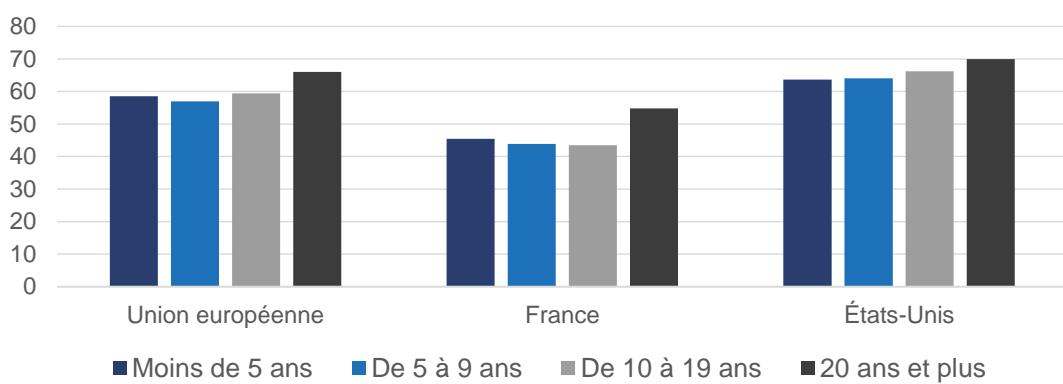
Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée. L'axe des abscisses de ce graphique indique l'année de publication de l'enquête et porte sur l'échantillon d'observations 2018-2022.

Source : EIBIS (2019-2023)

¹ Revoltella D., Rückert D. et Weiss C. (2020), « [Adoption of digital technologies by firms in Europe and the US: Evidence from the EIB Investment Survey](#) », VoxEU.org, 18 mars.

En revanche, les données sur l'âge des entreprises et la digitalisation sont moins claires : aucun gradient apparent lié à l'âge ne se dégage (Graphique 15). Dans l'EIBIS, les entreprises plus anciennes tendent à être légèrement plus digitalisées, mais cela s'explique par le fait qu'elles sont généralement de plus grande taille en moyenne.

Graphique 15 – Utilisation de technologies digitales avancées, par âge d'entreprise en 2018-2022 (en % des entreprises)



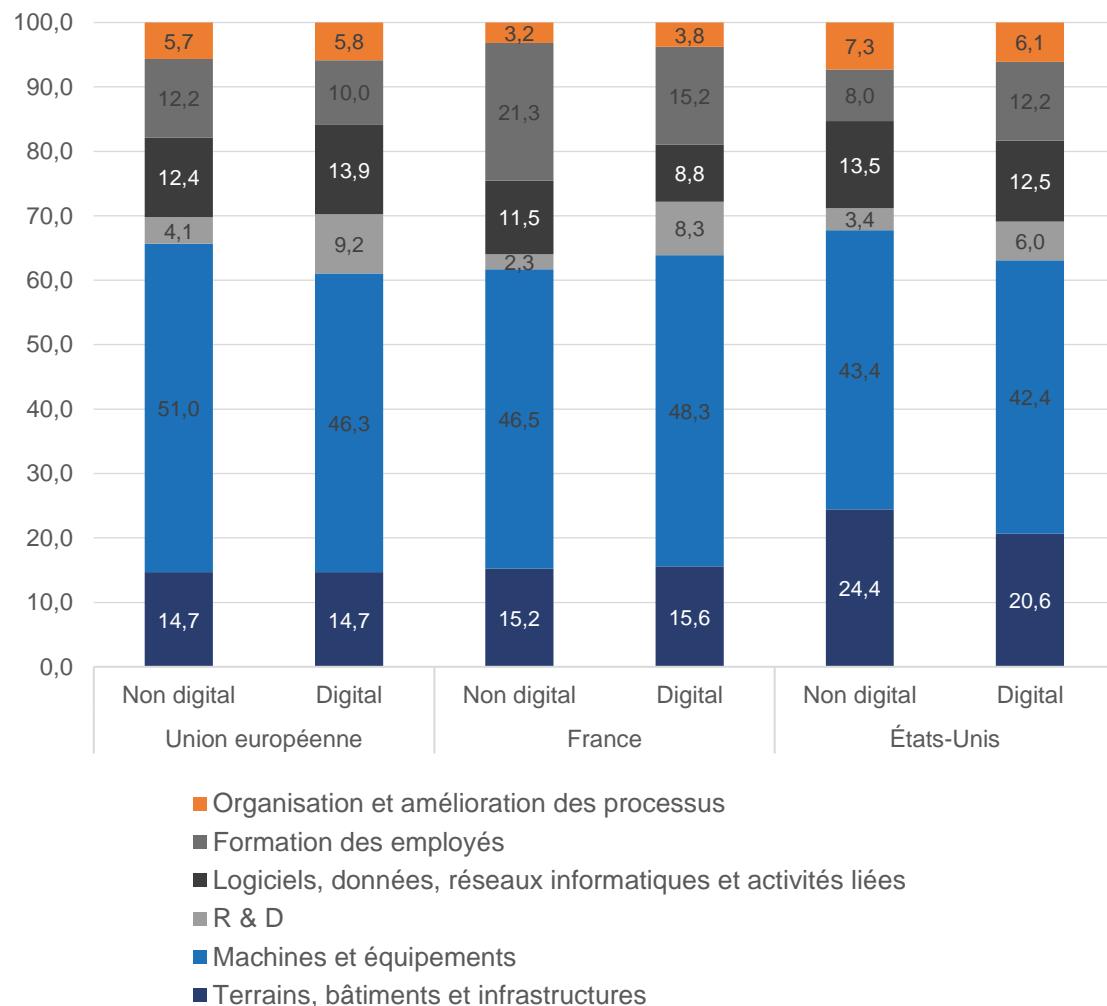
Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée. L'axe des abscisses de ce graphique indique l'année de publication de l'enquête et porte sur l'échantillon d'observations 2018-2022.

Source : EIBIS (2019-2022)

La digitalisation est associée à l'investissement dans les actifs immatériels. Comme l'illustre le Graphique 16, dans l'Union européenne et aux États-Unis les entreprises digitalisées consacrent une part plus importante de leurs investissements aux actifs immatériels tels que la R & D, les logiciels et les données, mais aussi à la formation des employés. En France, dans les entreprises digitalisées, la part de la R & D est nettement plus élevée, mais celle de la formation des employés et des logiciels et données est plus faible. L'investissement en R & D constitue un moteur important de la corrélation positive entre l'investissement immatériel et la digitalisation. Selon l'EIBIS (2024, 2025)¹, il semblerait que les entreprises digitalisées ont tendance à réduire leurs investissements dans la formation des employés après avoir adopté des technologies digitales.

¹ EIBIS (2024), *Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024*, février. Voir aussi EIBIS (2025), *Innovation, integration and simplification in Europe. Investment Report 2024/2025*, mars.

Graphique 16 – Utilisation de technologies digitales avancées et investissement dans les actifs immatériels en 2023 (en % de l'investissement total)



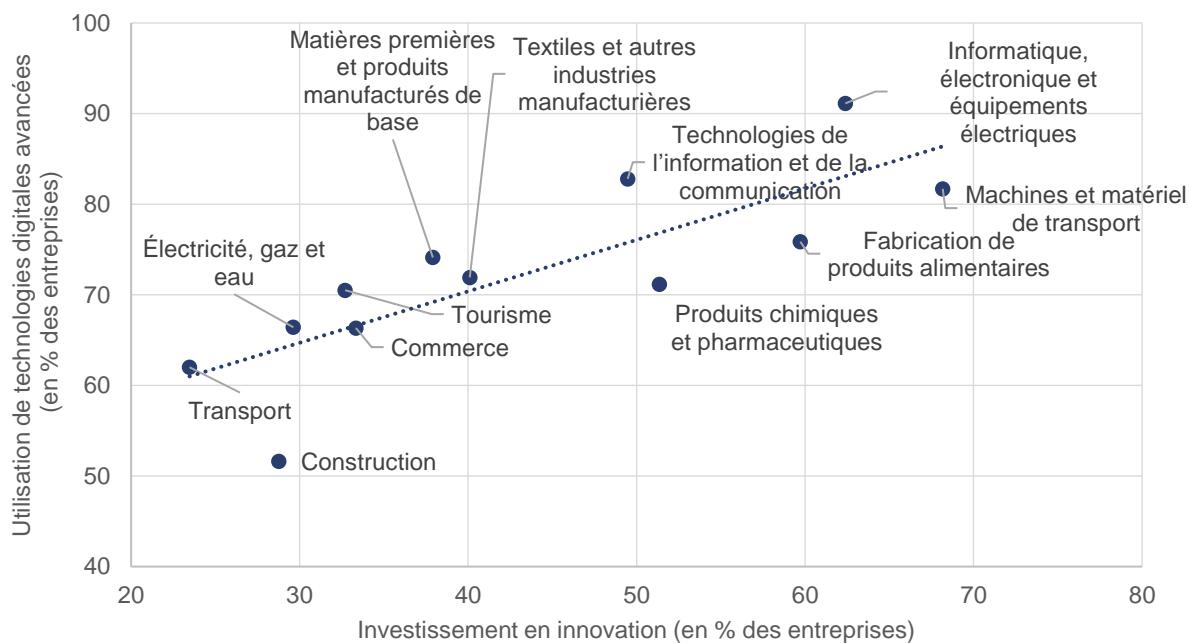
Lecture : ce graphique décompose la nature des investissements des entreprises qui ont adopté les technologies numériques (représentées par la colonne « Digital ») et les autres entreprises (représentées dans la colonne « Non digital »).

Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

Les secteurs qui investissent davantage dans le développement ou l'introduction de nouveaux produits, processus ou services tendent à être plus digitalisés (Graphique 17). Cela illustre également le fait que les technologies digitales avancées transforment la manière dont les nouveaux produits et services sont développés (Cockburn *et al.*, 2019¹).

¹ Cockburn I. M., Henderson R. et Stern S. (2019), « The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis », dans Agrawal A., Gans J. S. et Goldfarb A. (dir.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Chicago, University of Chicago Press/NBER, p. 115-146.

Graphique 17 – Investissement en innovation et utilisation de technologies digitales avancées en 2023 (en % des entreprises)



Champ : entreprises de l'UE.

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Lecture : ce graphique met en parallèle les entreprises qui investissent pour innover (investissement en innovation) et l'utilisation des technologies numériques.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

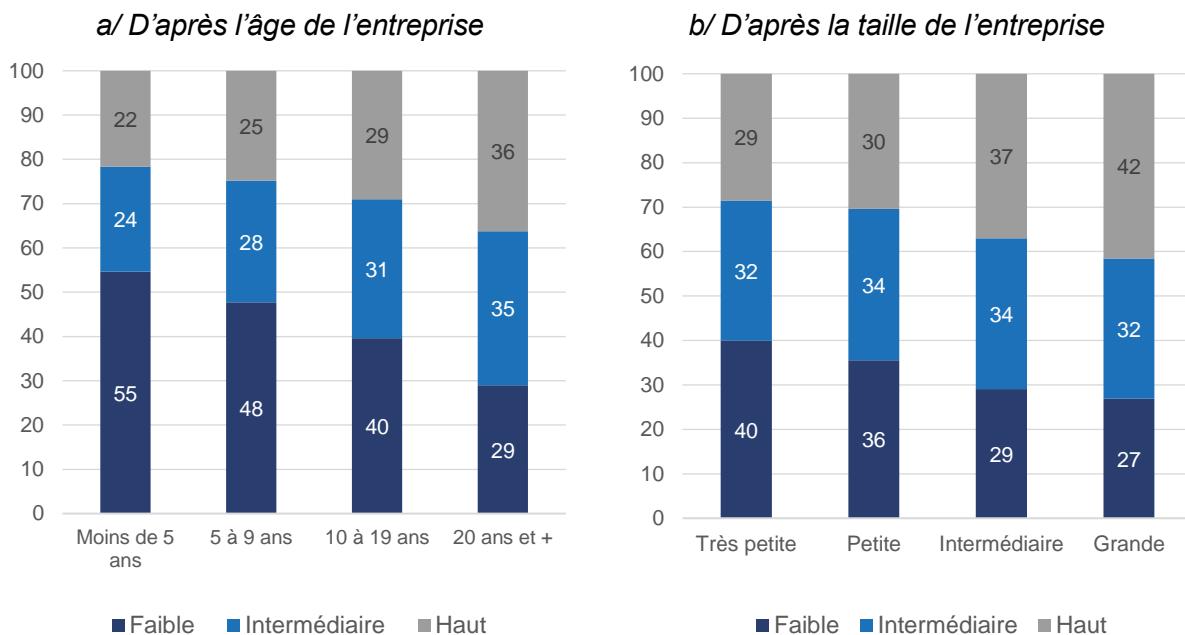
2.3. Les caractéristiques des entreprises n'ont pas toutes la même influence sur la productivité apparente du travail

Nous calculons la productivité apparente du travail des entreprises en divisant leur valeur ajoutée par leur nombre d'employés. Étant donné que les valeurs nominales ne sont pas corrigées pour l'inflation dans les données de l'EIBIS ni dans les données ORBIS, nous utilisons un déflateur pour corriger l'inflation, ce qui nous permet d'ordonner la productivité entre les entreprises d'un même pays. Le déflateur est établi au niveau des pays et des secteurs. Pour les pays de l'Union européenne, ce déflateur est extrait d'Eurostat, et les secteurs sont définis selon la classification NACE rev. 2. Pour les États-Unis, aucune série chronologique sectorielle de déflateurs couvrant la même période n'a été trouvée. Celle-ci a donc été calculée en divisant la production brute nominale par la production brute réelle, qui sont fournies par le Bureau of Economic Analysis des États-Unis. Cette opération est réalisée au niveau des industries et appariée à la classification NACE rev. 2 pour être intégrée

à la base de données Orbis. Afin d'assurer la robustesse de notre déflateur, nous le comparons aux séries chronologiques agrégées existantes issues de la comptabilité nationale. Nous avons trouvé un coefficient de corrélation de 0,99 entre notre déflateur utilisé et ceux des comptes nationaux, de sorte qu'il semble fiable pour notre analyse.

Pour explorer la relation entre les caractéristiques des entreprises, nous divisons celles-ci en trois groupes de productivité apparente du travail, selon qu'elles se situent dans le tiers inférieur, intermédiaire ou supérieur de l'ensemble de la distribution de la productivité apparente du travail sur l'ensemble de l'échantillon. Le Graphique 18 montre que la proportion d'entreprises à haute productivité augmente avec l'âge des entreprises, tandis que dans le même temps la proportion d'entreprises à faible productivité diminue. Encore une fois, ce schéma est susceptible de refléter l'effet de la taille, car les entreprises plus anciennes sont généralement plus grandes, et la taille est positivement corrélée à la productivité.

Graphique 18 – Proportion d'entreprises avec différents niveaux de productivité apparente du travail en 2023 (en % des entreprises)



Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

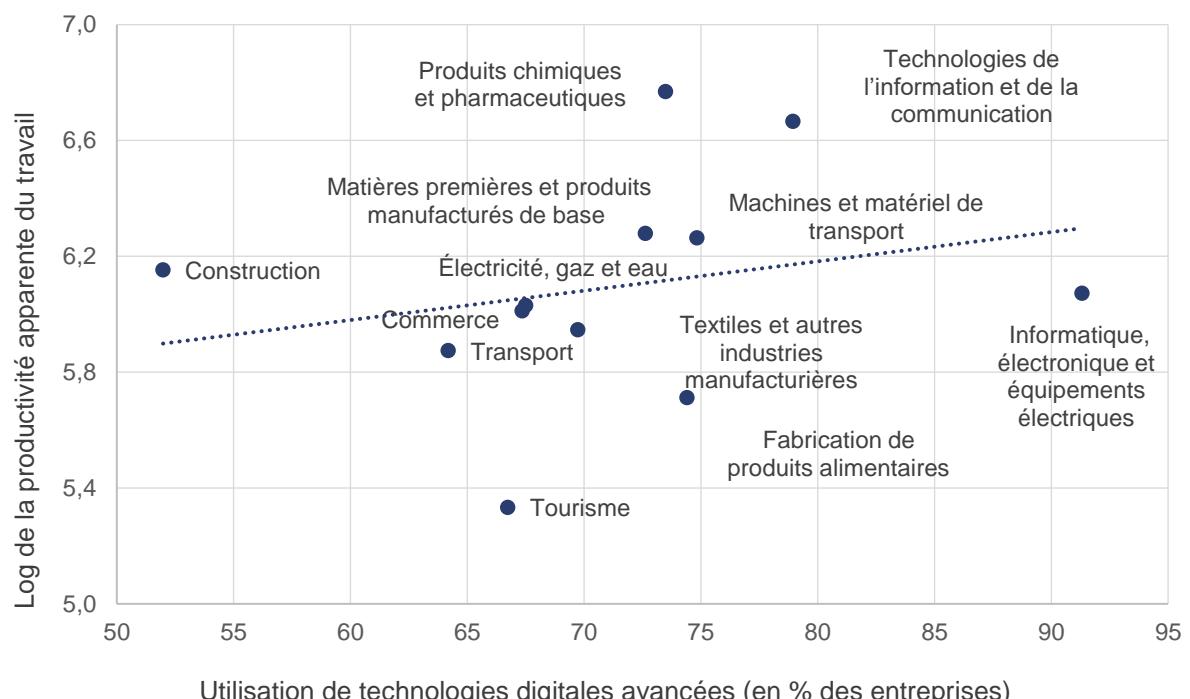
Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

En effet, comme l'illustre le Graphique 18b, comme attendu, nous retrouvons dans l'EIBIS qu'une augmentation nette de la proportion d'entreprises à haute productivité s'opère lorsque l'on passe des microentreprises aux grandes entreprises,

parallèlement à une diminution claire, proportionnelle et quasi-linéaire de la proportion d'entreprises à faible productivité. Ici, le même schéma que celui observé dans les Graphiques 13, 14 et 15 peut être distingué : dans ces graphiques, plus une entreprise est grande et ancienne, plus elle a recours aux technologies digitales avancées. Dans le Graphique 18, plus une entreprise est grande et ancienne, plus elle est productive et plus elle utilise des technologies digitales avancées sur la productivité apparente du travail.

Au niveau sectoriel, le constat précédent est identique : à mesure que la proportion d'entreprises digitalisées augmente, il y a une légère augmentation de la productivité apparente du travail (en termes logarithmiques ; Graphique 19). Cela implique une corrélation positive entre la digitalisation et la productivité du travail à travers les secteurs. Sans surprise, le secteur des ordinateurs, de l'électronique et des équipements électriques est celui qui recourt le plus aux technologies digitales avancées, tandis que le secteur de la construction est celui qui les utilise le moins. Cependant, étant donné que les points sont assez dispersés autour de la ligne de tendance, cela suggère que la relation n'est pas forte et que d'autres facteurs influencent la productivité apparente du travail.

Graphique 19 – Productivité apparente du travail et utilisation de technologies digitales avancées, par branche économique, en 2023



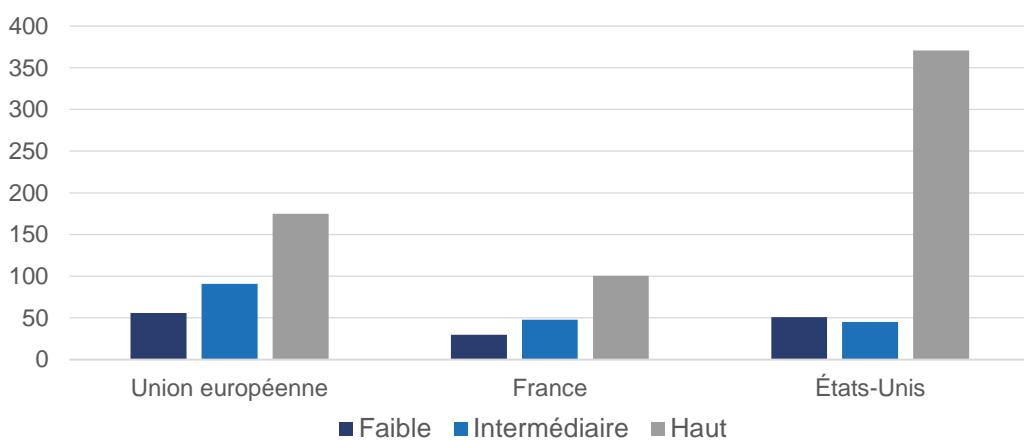
Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

2.4. L'investissement en R & D et en logiciels, data et autres activités informatiques est lié à la productivité

Étant donné que l'investissement alimente l'augmentation de l'intensité capitaliste (augmentation quantitative du capital), le progrès technologique (augmentation qualitative du capital) et la formation de la main-d'œuvre, on s'attend généralement à ce qu'un investissement plus élevé soit associé à une productivité accrue. Le Graphique 20 illustre le lien positif entre l'investissement des entreprises et la productivité apparente du travail au niveau des entreprises. Ce graphique montre que les entreprises à haute productivité investissent effectivement, en moyenne, significativement plus que celles à productivité faible ou intermédiaire.

Graphique 20 – Niveau moyen d'investissement par niveau de productivité apparente du travail, en 2023 (en millier d'euros, corrigés de l'inflation)



Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

Notons cependant que l'écart entre les entreprises à haute productivité et les autres est significativement plus important pour les entreprises états-uniennes. En effet, le niveau d'investissement des entreprises à faible et moyenne productivité est comparable entre les entreprises françaises et européennes (avec une proportion d'investissement légèrement plus élevée pour ces dernières). En revanche, pour les États-Unis, le niveau d'investissement pour les entreprises de faible productivité est légèrement plus élevé que pour les entreprises à niveau de productivité intermédiaire. En moyenne, les entreprises européennes à productivité intermédiaire investissent deux fois plus que leurs homologues états-uniennes. Cependant, l'investissement des entreprises états-uniennes à haute productivité apparente du travail est deux fois supérieur à celui des entreprises européennes à haute productivité apparente du travail, et plus de 3,5 fois supérieur à celui des entreprises françaises à haute productivité apparente du travail.

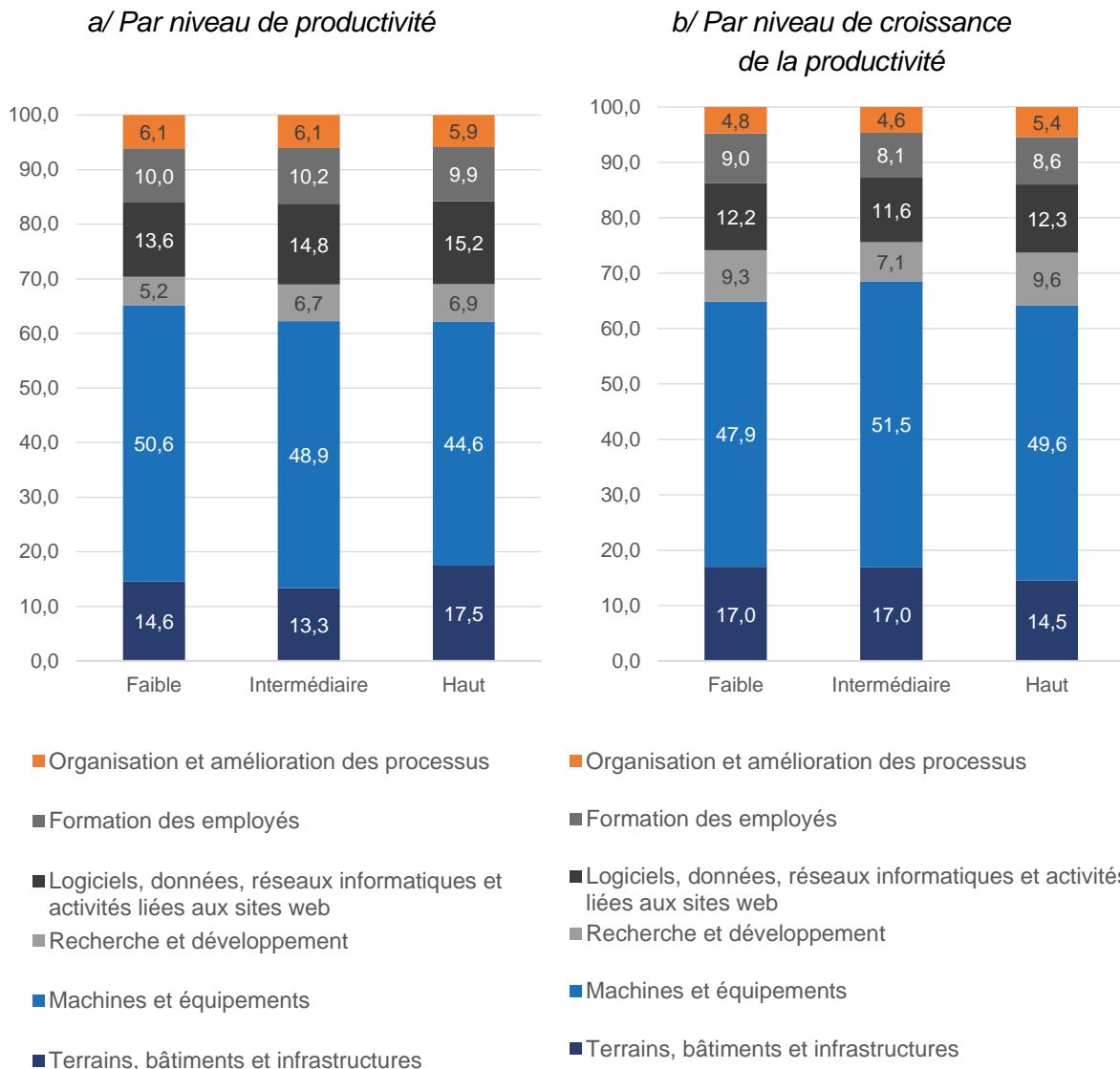
Comme le montre le Graphique 20, les entreprises françaises investissent généralement moins que leurs homologues européennes ou états-unies.

En plus de son niveau, la composition de l'investissement est également importante. Au niveau théorique, plusieurs éléments sont attendus. D'une part, si les investissements dans l'expansion des capacités, tels les machines et les équipements, peuvent être essentiels pour améliorer la productivité, il n'est pas nécessairement attendu de tous les types d'investissement qu'ils aient un impact direct. Par exemple, les investissements dans les terrains et les bâtiments, bien qu'indispensables pour l'expansion physique, ne devraient pas améliorer directement la productivité apparente du travail. En revanche, les investissements dans les logiciels, la R & D ou l'amélioration des processus opérationnels sont susceptibles de générer des gains de productivité car ils devraient aboutir à des processus ou des produits améliorés.

D'autre part, l'investissement dans les machines et équipements pourrait également accroître la productivité apparente du travail, à condition que ceux-ci viennent compléter le travail et permettent à chaque employé de produire davantage. Cependant, au-delà d'un certain seuil, des investissements supplémentaires dans les équipements pourraient entraîner des rendements décroissants. L'effet de tels investissements peut également être très spécifique à chaque secteur, avec des effets positifs dans les secteurs industriels, tandis que leur impact est plus limité dans les secteurs des services.

Le Graphique 21 éclaire ces hypothèses en divisant l'investissement total en six catégories et en présentant la part de chaque type d'investissement selon le niveau de productivité apparente du travail (Graphique 21a) et la croissance de la productivité apparente du travail (Graphique 21b). Selon le Graphique 21a, les entreprises ayant des niveaux de productivité plus élevés allouent une part plus importante de leurs investissements à la R & D, ainsi qu'aux logiciels, données, technologies de l'information et activités liées aux sites web. Plus précisément, les entreprises à faible niveau de productivité investissent seulement 5,2 % dans la R & D, contre 6,9 % pour les entreprises à haut niveau de productivité. De même, la part des investissements dans les logiciels et activités connexes (comme la formation des employés) est près de 2 points supérieure pour les entreprises à haut niveau de productivité par rapport à celles à faible niveau de productivité.

Graphique 21 – Répartition de l’investissement en 2023
(en % de l’investissement total des entreprises)



Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée. Les groupes de productivité apparente du travail pour l’ensemble de l’échantillon (c’est-à-dire les trois zones géographiques), que ce soit en niveau ou en croissance, sont construits en divisant la distribution des observations en trois tiers.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

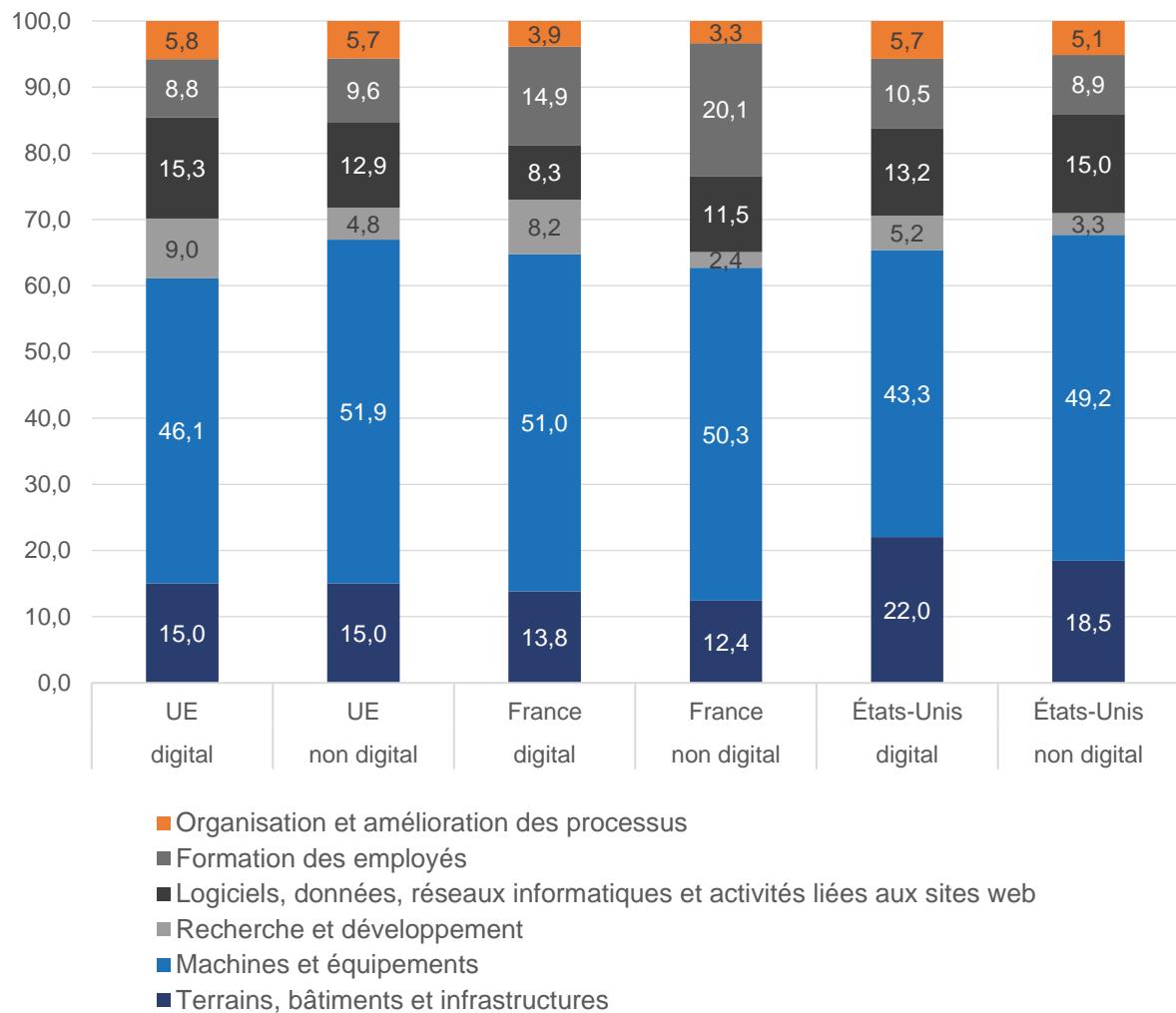
Pendant ce temps, les investissements dans la formation des employés et l’amélioration des processus restent relativement stables, quel que soit le niveau de productivité. Fait intéressant, la part des investissements dans les machines et équipements diminue à mesure que la productivité augmente, ce qui suggère que les entreprises à haute productivité ont peut-être déjà atteint des niveaux optimaux dans ces domaines. Plus spécifiquement, les entreprises à haut niveau de productivité

investissent davantage dans les terrains, bâtiments commerciaux et infrastructures, ce qui pourrait refléter leurs besoins d'expansion, notamment physique, dans des bureaux, entrepôts ou usines au fur et à mesure de leur croissance. Cependant, cette hypothèse est remise en question par le Graphique 21b. Ce dernier suggère que l'investissement est plus faible pour les entreprises ayant la plus forte croissance de productivité, car elles présentent la plus faible part d'investissement dans les terrains et bâtiments. Plutôt qu'un effet d'expansion dynamique, cela pourrait refléter un effet de taille, puisque la productivité et la taille des entreprises sont positivement liées, comme le montre le Graphique 18b.

Une autre observation notable du Graphique 21b est la similarité dans la structure des investissements entre les entreprises à faible et à forte croissance de la productivité apparente du travail. Mis à part une différence de 2,5 points de pourcentage dans les investissements en terrains et bâtiments, les structures d'investissement sont remarquablement similaires. Par exemple, la part des investissements dans les logiciels, données et activités connexes est identique, tandis que les investissements en R & D ne sont supérieurs que de 0,3 point de pourcentage pour les entreprises à forte croissance de productivité. Cependant, il convient de noter que ces dernières investissent légèrement plus dans les machines et équipements (+1,7 point de pourcentage) ainsi que dans l'organisation et l'amélioration des processus opérationnels (+0,6 point de pourcentage).

Le Graphique 22 reprend le Graphique 21 en distinguant l'Union européenne, la France et les États-Unis : dans chaque zone géographique, la part des investissements dans les logiciels, données et activités connexes est systématiquement plus élevée dans les groupes à haute productivité. Étant donné que cette catégorie d'investissement est l'un des indicateurs de digitalisation, ce schéma pourrait ainsi indiquer un lien entre la mise en œuvre des technologies digitales avancées et le niveau de productivité apparente du travail.

Graphique 22 – Répartition de l’investissement, par niveau de productivité apparente du travail et zone géographique, en 2023
(en % de l’investissement total des entreprises)



Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Lecture : ce graphique décompose la nature des investissements des entreprises qui ont adopté les technologies numériques (représentées par la colonne « Digital ») et les autres entreprises (représentées dans la colonne « Non digital »).

Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

L’innovation peut également être considérée comme un indicateur de l’utilisation des technologies digitales, car plus une entreprise est proche de la frontière de l’innovation, plus elle est censée recourir à des technologies avancées, en particulier digitales. Les données de l’EIBIS offrent l’opportunité d’explorer cette dimension, car les entreprises sont interrogées sur le fait d’avoir introduit de nouveaux produits, services ou processus au cours de l’année écoulée, et si ces innovations étaient nouvelles uniquement pour l’entreprise, pour le pays ou pour le marché mondial. Les entreprises

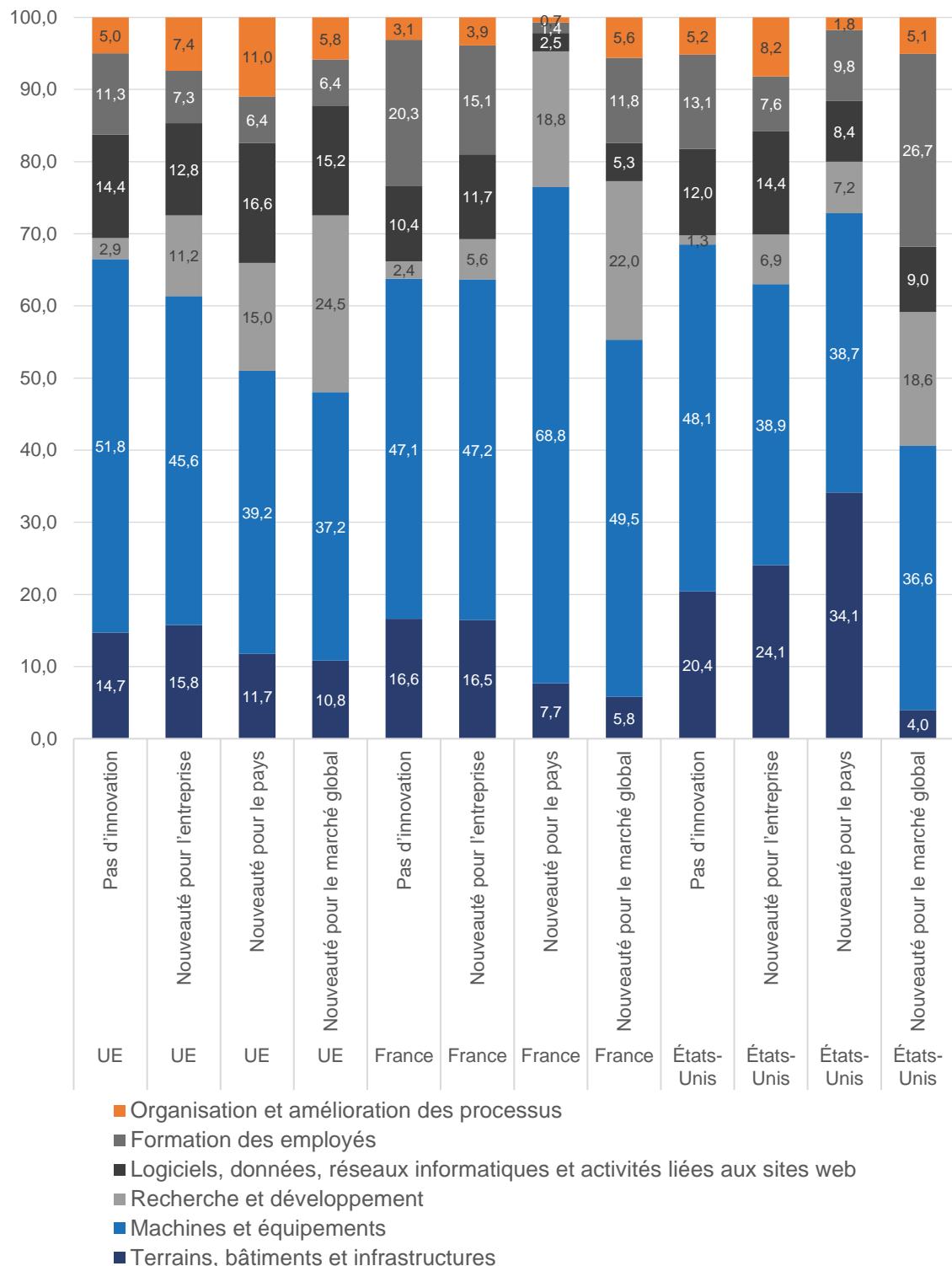
dans ce dernier cas peuvent être considérées comme étant à la frontière de l'innovation. Ainsi, les données de l'EIBIS permettent non seulement de savoir si l'entreprise innove, mais également quel est le degré de l'innovation en question.

Le Graphique 23 examine la répartition de l'investissement en fonction du niveau d'innovation. Sans surprise, la R & D se distingue comme un facteur clé de l'innovation, sa part dans l'investissement total des entreprises augmentant systématiquement avec le niveau d'innovation. Dans les trois zones géographiques, la part de la R & D dans les investissements bondit lorsque l'on passe des entreprises introduisant une innovation au niveau national à celles introduisant une innovation radicalement nouvelle, c'est-à-dire nouvelle au marché mondial. En revanche, ce saut se produit également lors du passage des innovateurs au niveau de l'entreprise aux innovateurs au niveau national pour la France et l'Union européenne. Ce phénomène peut refléter la position dominante des entreprises multinationales en tant que leader à la frontière technologique : étant à la frontière de l'innovation, elles ont une probabilité plus élevée d'introduire des innovations sur le marché mondial, qui seront en même temps nouvelles pour le pays. En d'autres termes, les innovations nationales les plus avancées auront plus de chances d'être également des innovations à l'échelle mondiale, puisque le pays est en tête à la frontière de l'innovation.

En outre, dans le cas des États-Unis, les entreprises introduisant des innovations radicalement nouvelles consacrent près d'un tiers (27 %) de leurs investissements à la formation des employés. Dans la mesure où l'innovation inclut l'introduction de nouveaux processus, cela peut refléter la formation des employés nécessaire afin qu'ils assimilent les nouveaux processus introduits¹.

¹ Ce résultat est néanmoins à prendre avec précaution, car l'échantillon est relativement limité pour les entreprises états-uniennes à la frontière de l'innovation.

**Graphique 23 – Répartition de l'investissement, par degré d'innovation
en 2023 (en % de l'investissement total des entreprises)**



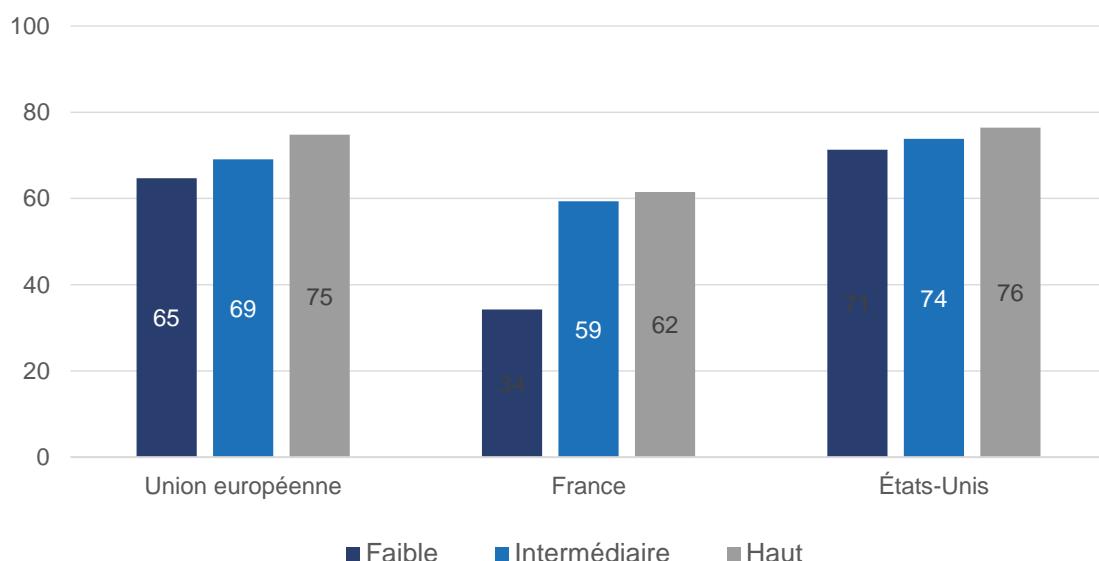
Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

2.5. Le lien entre la digitalisation et la productivité apparente du travail dépend de la technologie adoptée

Le Graphique 24 présente la part des entreprises utilisant des technologies digitales avancées en fonction de leur niveau de productivité apparente du travail. Cette part est plus élevée pour les entreprises à haute productivité, bien que cet écart ne soit pas très significatif dans le cas de la France et des États-Unis. En France, un écart notable existe entre les entreprises à faible productivité et celles à productivité intermédiaire : les entreprises à faible productivité sont significativement sous-digitalisées. De plus, hormis pour les entreprises à faible productivité, la progression de l'utilisation des TIC en fonction du niveau de productivité est relativement faible.

Graphique 24 – Utilisation de technologies digitales avancées par niveau de productivité apparente du travail, en 2023 (en % des entreprises)

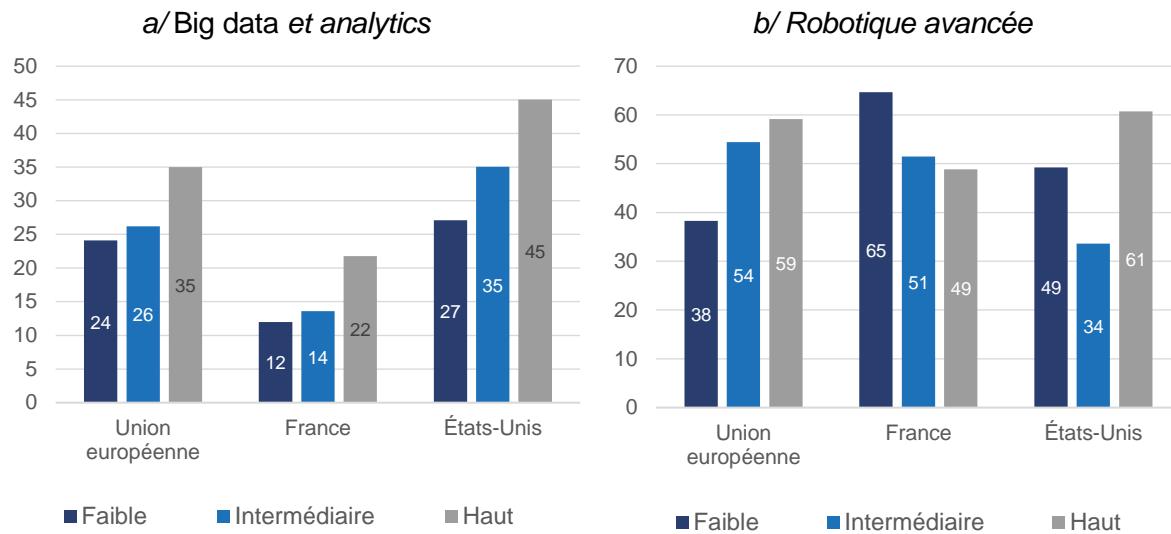


Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

En examinant plus en détail le lien avec les technologies spécifiques, il devient apparent que les technologies digitales avancées peuvent avoir des effets différenciés sur la productivité. Le Graphique 25 présente la proportion d'entreprises ayant recours à l'intelligence artificielle (Graphique 25a) et à la robotique avancée (Graphique 25b) en fonction de leur niveau de productivité et par entité géographique.

Graphique 25 – Utilisation de l'intelligence artificielle et de la robotique, par niveau de productivité apparente du travail et zone géographique avancée en 2019-2023 (en % des entreprises)



Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

La proportion d'entreprises utilisant l'intelligence artificielle augmente avec la productivité dans chacune des trois entités géographiques, avec un saut plus significatif entre les entreprises à productivité intermédiaire et celles à haute productivité (entre 8 et 10 points de pourcentage pour les trois entités géographiques) qu'entre les entreprises à faible productivité et celles à productivité intermédiaire. Cela met en évidence un lien entre cette technologie et la productivité apparente du travail.

Cependant, le lien entre la productivité et l'automatisation via la robotique avancée n'est pas clairement établi, car aucun schéma cohérent n'émerge. En effet, bien que pour l'Union européenne la proportion d'entreprises utilisant cette technologie augmente en passant des groupes à faible productivité à ceux à haute productivité, ce n'est pas le cas pour les États-Unis et la France. En France, le schéma est même inversé : le groupe à faible productivité a la plus grande proportion d'entreprises recourant à cette technologie, tandis que le groupe à haute productivité a la proportion la plus faible.

2.6. Les anticipations des entreprises quant à l'effet de l'adoption de technologies digitales avancées sur leur nombre d'employés diffèrent selon les technologies

Une autre caractéristique précieuse du jeu de données de l'EIBIS est son investigation des effets attendus de la digitalisation par les entreprises sur l'emploi. En effet, les entreprises sont interrogées dans l'enquête avec la question suivante : « Au cours des trois prochaines années, quel impact attendez-vous de l'utilisation de cette/ces technologie(s) sur le nombre de personnes employées par votre entreprise ? » Les Tableaux 3-6 rapportent ces données sur l'ensemble de l'échantillon (c'est-à-dire pour les trois zones géographiques) avant une décomposition par zone (Tableaux 7-9).

Le Tableau 2 révèle que, bien que les attentes soient homogènes entre la France et les autres pays de l'Union européenne, les entreprises états-uniennes anticipent un impact plus important de l'implémentation des technologies digitales avancées. Cela pourrait indiquer qu'aux États-Unis ces technologies sont perçues davantage comme complémentaires au travail humain que comme un substitut, et que la digitalisation est utilisée pour augmenter la production via une productivité accrue plutôt que pour produire autant mais avec moins d'employés.

**Tableau 2 – Effet attendu de la digitalisation sur l'emploi en 2023
(en % des entreprises)**

	Union européenne	France	États-Unis	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	14,8	15,1	24,8	16,6
Moins d'employés	13,5	15,7	13,0	13,6
Aucun changement	71,7	69,2	62,2	69,8
Total	100	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

Comme le montre le Tableau 3, la taille des entreprises peut également influencer leur attitude vis-à-vis de l'implémentation des technologies digitales avancées. Les grandes entreprises anticipent un impact plus important de la digitalisation sur leur nombre d'employés. Par rapport aux autres entreprises, elles sont plus nombreuses à s'attendre à une réduction de leur effectif, étant près de 4 points de pourcentage (pp) au-dessus de la moyenne (17,2 %). En comparaison, seulement 4,3 % des microentreprises et 6,2 % des petites entreprises prévoient que la digitalisation réduira leur emploi. Bien que 72,8 % des entreprises de petite taille n'anticipent aucun

changement de leur emploi, ce résultat se situe 3 pp en dessous de la proportion d'entreprises anticipant ce même résultat pour les entreprises de très petite taille mais 6 pp au-dessus du résultat pour les entreprises de grande taille.

**Tableau 3 – Effet attendu de la digitalisation sur le nombre d'employés,
par taille d'entreprise, en 2023 (en % des entreprises)**

	Très petite	Petite	Intermédiaire	Grande	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	19,6	21,0	15,5	15,6	16,6
Moins d'employés	4,3	6,2	11,0	17,2	13,6
Aucun changement	76,0	72,8	73,5	67,3	69,8
Total	100	100	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

Le tableau 4 montre que l'innovation et la taille des entreprises sont corrélées : comme nous pouvions l'attendre, l'EIBIS met en évidence que les grandes entreprises, celles qui n'introduisent aucune innovation sont sous-représentées (7 points de pourcentage en dessous du pourcentage moyen sur l'ensemble de l'échantillon et 20 points de pourcentage en dessous de la part au sein des microentreprises). Parallèlement, les grandes entreprises sont celles qui enregistrent la plus forte proportion d'entreprises introduisant des innovations nouvelles au marché mondial, tandis que, là encore, les microentreprises affichent la proportion la plus faible. Cela est le signe d'un gradient innovation-taille positif.

Tableau 4 – Degré d'innovation et taille d'entreprise, en 2023 (en % des entreprises)

	Pas d'innovation	Nouveauté pour l'entreprise	Nouveauté pour le pays	Nouveauté pour le marché global	Total
Très petite	76,54	17,24	2,56	3,66	100
Petite	70,28	21,1	3,26	5,36	100
Intermédiaire	64,95	24,9	3,69	6,45	100
Total (ensemble de l'échantillon)	56,94	29,8	4,47	8,78	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

Comme l'illustre le Tableau 5, plus une entreprise est innovante, plus elle s'attend à ce que l'utilisation des technologies digitales avancées ait un impact sur son nombre d'employés et, plus précisément, à ce que la digitalisation augmente le nombre d'employés. Cela peut indiquer que les entreprises innovantes anticipent que la digitalisation entraînera des gains de parts de marché et se traduira par une augmentation de la production. Il existe un saut significatif entre les entreprises qui innovent et celles qui n'innovent pas, mais également entre les entreprises situées à la frontière de l'innovation – c'est-à-dire celles qui introduisent des biens, services ou processus nouveaux au marché mondial – et les autres entreprises innovantes : la proportion de celles qui s'attendent à une augmentation de leur nombre d'employés est supérieure de 6,1 points de pourcentage pour les entreprises à la frontière de l'innovation par rapport à celles introduisant une innovation au niveau national.

Tableau 5 – Effet attendu de la digitalisation sur le nombre d'employés par degré d'innovation, en 2023 (en % des entreprises)

	Pas d'innovation	Nouveauté pour l'entreprise	Nouveauté pour le pays	Nouveauté pour le marché global	Total
Plus d'employés	14,7	17,2	17,6	23,7	16,5
Moins d'employés	12,1	15,1	14,9	15,6	13,5
Aucun changement	73,2	67,7	67,5	60,8	70,0
Total (ensemble de l'échantillon)	100	100	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2024), EIB Investment Survey 2024. European Union Overview

Enfin, les attentes concernant l'effet de la digitalisation sur l'emploi des entreprises peuvent différer en fonction de la technologie mise en œuvre. Le Tableau 6 présente l'effet attendu sur l'emploi des technologies digitales avancées selon la technologie utilisée : intelligence artificielle ou robotique avancée. Bien que la taille de l'effet attendu, c'est-à-dire la part des entreprises n'attendant aucun changement, soit globalement comparable, la direction de cet effet diffère entre les technologies. L'utilisation de l'intelligence artificielle augmente la proportion d'entreprises s'attendant à ce que l'utilisation des technologies digitales avancées augmente l'emploi de 6,7 points de pourcentage. En revanche, l'utilisation de la robotique avancée accroît la proportion d'entreprises s'attendant à ce que la digitalisation réduise leur nombre d'employés de 10,4 points de pourcentage. Cela reflète probablement la nature de ces technologies : l'intelligence artificielle étant (pour l'instant) interprétée comme

complémentaire au travail, tandis que l'automatisation via la robotique avancée est plus susceptible d'être perçue comme un substitut au travail. En effet, l'augmentation de l'impact attendu de la digitalisation pour les entreprises utilisant la robotique avancée est exactement égale à l'augmentation de la part des entreprises s'attendant à ce que la digitalisation réduise leur nombre d'employés.

**Tableau 6 – Effet attendu sur le nombre d'employés de l'implémentation
de l'intelligence artificielle et de la robotique avancée,
en 2018-2023 (en % des entreprises sur l'ensemble de l'échantillon)**

a/ Big data et analytics

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	13,8	20,5	16,4
Moins d'employés	13,6	15,2	14,2
Aucun changement	72,6	64,2	69,4
Total	100	100	100

b/ Robotique avancée

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	13,9	13,9	13,9
Moins d'employés	11,5	21,9	18,7
Aucun changement	74,6	64,2	67,4
Total	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Lecture : sur l'ensemble de notre échantillon, 16,4 % des entreprises interrogées s'attendent à ce que le *big data*/l'IA augmente l'emploi, que leur entreprise ait ou non adopté ces technologies (panel a) contre seulement 13,9 % dans le cas de la robotique (panel b).

Source : EIBIS (2024), [EIB Investment Survey 2024. European Union Overview](#)

Ces effets varient selon les entités géographiques. Les Tableaux 7, 8 et 9 donnent un aperçu de ces attentes et stratégies différencierées en fonction de la technologie utilisée. Pour rappel, le Tableau 2 indique que les entreprises états-uniennes anticipent un impact sur l'emploi plus important de la digitalisation. Cela se confirme quelle que soit la technologie envisagée (Tableaux 7, 8 et 9).

Tableau 7 – Effet attendu sur le nombre d'employés de l'implémentation de l'intelligence artificielle et de la robotique avancée, en 2018-2022 (en % des entreprises françaises)

a/ Big data et analytics

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	10,9	23,2	14,5
Moins d'employés	17,1	13,5	16,0
Aucun changement	72,0	63,3	69,5
Total	100	100	100

b/ Robotique avancée

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	14,8	12,4	12,9
Moins d'employés	9,6	27,8	23,7
Aucun changement	75,6	59,8	63,4
Total	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2019-2023) ; calculs CNP

Tableau 8 – Effet attendu sur le nombre d'employés de l'implémentation de l'intelligence artificielle et de la robotique avancée, en 2018-2022 (en % des entreprises de l'UE)

a/ Big data et analytics

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	12,4	18,2	14,7
Moins d'employés	12,7	16,1	14,0
Aucun changement	74,9	65,7	71,3
Total	100	100	100

b/ Robotique avancée

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	12,9	12,9	12,9
Moins d'employés	10,6	20,2	17,3
Aucun changement	76,5	66,9	69,8
Total	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2019-2023) ; calculs CNP

Tableau 9 – Effet attendu sur le nombre d'employés de l'implémentation de l'intelligence artificielle et de la robotique avancée, en 2018-2022 (en % des entreprises des États-Unis)

a/ Big data et analytics

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	22,3	29,5	25,1
Moins d'employés	14,9	12,5	14,0
Aucun changement	62,8	57,9	60,9
Total	100	100	100

b/ Robotique avancée

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Plus d'employés	18,1	21,7	20,4
Moins d'employés	17,2	26,7	23,2
Aucun changement	64,7	51,7	56,4
Total	100	100	100

Note : les entreprises sont pondérées par la valeur ajoutée.

Source : EIBIS (2019-2023) ; calculs CNP

En ce qui concerne l'intelligence artificielle, une majorité d'entreprises françaises et états-unies qui l'adoptent pensent que la digitalisation augmentera leur nombre d'employés. Les entreprises de l'Union européenne, en revanche, ont des attentes plus équilibrées, avec seulement 2,1 points de pourcentage d'entreprises en plus prévoyant une augmentation du nombre d'employés par rapport au pourcentage d'entreprises anticipant une baisse du nombre d'employés. Cet écart entre les entreprises anticipant un impact positif sur l'emploi par rapport à celles anticipant une réduction de l'emploi est de 9,7 points de pourcentage pour les entreprises françaises et 17 points de pourcentage pour les entreprises états-unies.

Il en va de même pour l'utilisation de la robotique avancée. Près de la moitié des entreprises états-unies recourant à cette technologie s'attendent à ce que cette technologie ait un impact (positif ou négatif) sur le nombre de leurs employés. Cela représente 8,1 points de pourcentage de plus que les entreprises françaises et 15,2 points de pourcentage de plus que les entreprises de l'Union européenne.

L'analyse descriptive ci-dessus, bien qu'intéressante, n'atteste pas de relations statistiquement significatives. C'est l'objet de la section suivante du présent chapitre.

3. Estimer l'effet de la digitalisation sur la productivité¹

Afin de vérifier l'existence d'une relation entre les technologies numériques et la productivité des entreprises, nous réalisons une analyse économétrique en données de panel. Plus précisément, nous modélisons le taux de croissance de la productivité globale des facteurs (PGF) comme variable dépendante, en fonction de deux types d'usages des technologies numériques par les entreprises : le *big data*/l'IA et la robotique. L'analyse couvre la période 2018-2022. Compte tenu du fait que la dernière année disponible est l'année 2022 (enquête publiée en 2023), les réponses relatives à l'usage de l'IA issues de l'enquête sur l'investissement de la Banque européenne d'investissement (EIBIS) concernent essentiellement l'IA non générative. Enfin, en raison du faible nombre d'observations par pays, les estimations sont réalisées sur l'ensemble de l'échantillon, sans distinction géographique. Il n'est donc pas possible de mener une analyse comparative entre la France, l'Union européenne (UE) et les États-Unis, par exemple.

3.1. Spécification économétrique

La première variable d'importance est la productivité globale des facteurs (PGF). Comme celle-ci n'est pas directement observable, nous la calculons à partir d'une fonction de production Cobb-Douglas à deux facteurs de production (capital et travail) sans imposer de restriction sur la nature des rendements d'échelle, pour l'estimer ensuite au moyen de la méthode développée par Olley et Pakes (1996)².

Ensuite, nous construisons deux variables indicatrices à partir des réponses des entreprises dans l'EIBIS sur l'adoption des technologies numériques avancées sur la période 2018-2022. La variable *digit_bidg* mesure le recours au *big data* ou à l'IA (non générative) par l'entreprise enquêtée et la variable *digit_auto* indique l'utilisation de la robotique. Chaque variable prend la valeur 1 si l'entreprise utilise la technologie concernée et 0 dans le cas contraire.

Enfin, afin de capturer une éventuelle complémentarité de ces deux technologies, nous introduisons également comme variable explicative un terme d'interaction (*digit_bidg#digit_auto*). Ce terme d'interaction permet d'évaluer l'effet marginal en

¹ Un vif remerciement à Haithem Ben Hassine (France Stratégie), Antonin Bergeaud (HEC Paris) Emeline Le Hir et Côme Pollet (Direction générale du Trésor) pour leurs suggestions et recommandations qui ont permis d'améliorer la qualité de l'analyse.

² Olley G. S. et Pakes A. (1996), « The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry », *Econometrica*, vol. 64, p. 1263-1297. Voir également l'[Annexe 9](#).

termes de productivité d'une technologie numérique sur une entreprise qui a déjà adopté l'autre technologie.

Toutefois, deux types de biais peuvent exister dans ce type d'exercice. D'une part, il y a un risque d'endogénéité et d'inertie. Il se peut en effet que le niveau de la productivité influence l'adoption ou non de la technologie numérique. D'autre part, l'adoption de ces technologies est également susceptible d'avoir un effet décalé dans le temps. En effet, l'adaptation des salariés, la réorganisation des processus internes et les contraintes liées à l'installation de ces technologies peuvent entraîner un décalage temporel dans leurs effets sur la productivité. Pour limiter le premier risque, nous transformons la variable dépendante PGF en taux de croissance. De plus, nous introduisons le niveau retardé de la productivité globale des facteurs ($PGF(t-1)$) parmi les variables explicatives qui contrôlent les effets d'échelle. En ce qui concerne le second risque d'inertie, nous testons dans notre premier modèle une dynamique complète avec les variables contemporaines et retardées de nos variables digitales¹.

Nous adoptons le modèle de régression suivant qui consiste à estimer l'effet de la digitalisation – définie comme l'adoption du *big data*/de l'IA et de la robotique, considérées séparément et conjointement – sur le taux de croissance de la productivité globale des facteurs (PGF). Certaines estimations intègrent les variables de digitalisation retardées d'une période afin d'examiner la possibilité d'un effet différé entre l'adoption de ces technologies et l'évolution de la productivité. La spécification économétrique générale de notre modèle est la suivante :

$$\Delta \ln(PGF)_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln(PGF)_{it-1} + \sum_{k \in \{t, t-1\}} [\beta_{2k} digit_{bigdata_{ik}} + \beta_{3k} digit_{auto_{ik}} + \beta_{4k} (digit_{bigdata_{ik}} \times digit_{auto_{ik}})] + \delta_t + \alpha_i + \Phi_s + \epsilon_{it}$$

$\Delta \ln(PGF)_{it}$ correspond au taux de croissance de la PGF de l'entreprise i à l'année t , $digit_{bigdata_{ik}}$ est une variable binaire égale à 1 si l'entreprise i utilise le *big data*/l'IA en k et 0 autrement, et $digit_{auto_{ik}}$ est une variable binaire égale à 1 si l'entreprise i utilise la robotique en k et 0 autrement. Les coefficients $\beta_{2k}, \beta_{3k}, \beta_{4k}$ sont nos coefficients d'intérêt. Ils représentent respectivement l'effet (en points de pourcentage ; voir [Annexe 11](#)) de l'adoption du *big data*, celui de l'adoption de la robotique et celui de l'adoption de ces deux technologies ensemble sur le taux de croissance de la productivité globale des facteurs (PGF). La spécification ci-dessus inclut également une constante (β_0), le niveau de la PGF en $t-1$ ($\ln(y)_{it-1}$), des effets fixes temporels

¹ Comme discuté dans l'[Annexe 10](#), nous avons également estimé notre modèle avec des variables avancées comme test de robustesse pour évaluer le risque (ou non) de causalité inverse.

(δ_t) , des effets fixes (firmes) individuels (α_i) et Φ_s pour un effet secteur d'activité ainsi qu'un terme d'erreur (ϵ_{it}).

Le niveau retardé de la PGF permet de tenir compte i) du fait que des caractéristiques structurelles peuvent influencer la dynamique de croissance de la PGF des entreprises et ii) de la possibilité que la productivité initiale influence à la fois l'adoption du digital et la croissance future de la productivité. Les variables de digitalisation retardées permettent d'estimer l'éventuel effet de chacune des technologies numériques l'année suivant celle-ci. Pour ce faire, nous filtrons notre base de données pour ne conserver que les entreprises ayant répondu à l'EIBIS au moins deux années consécutives. Elles permettent d'isoler l'effet de l'introduction d'une nouvelle technologie.

Pour évaluer le risque de colinéarité, nous examinons la matrice de corrélation. Comme les coefficients de corrélation sont relativement faibles, cela nous permet d'exclure une colinéarité significative entre nos variables (voir [Annexe 9](#), Tableau A6).

Le Tableau 10, quant à lui, rapporte quelques statistiques en ce qui concerne notre échantillon, et en particulier le nombre total d'entreprises et combien d'entre elles utilisent chacune des technologies numériques en regard de leur niveau de productivité.

Tableau 10 – Part des entreprises utilisant ou non les différentes technologies numériques sur la période 2018-2022

	2018	2019	2020	2021	2022
<i>Utilise uniquement le big data et l'IA (non générative)</i>					
Oui	17,3	18,6	18,4	27,5	28,7
<i>Automatisation via la robotique avancée</i>					
Oui	33,0	38,0	36,2	43,4	41,0
<i>Utilise au moins une des deux technologies</i>					
Oui	35,3	38,8	36,9	45,4	45,3
<i>Utilise les deux technologies</i>					
Oui	5,7	7,6	7,2	11,6	12,0

Note : compte tenu de l'évolution de l'échantillon des entreprises répondant à ces questions, pour une année particulière, les différentes lignes ne peuvent pas être déduites les unes des autres.

Source : EIBIS (2019-2023) ; calculs CNP

Entre 2018 et 2022, l'utilisation uniquement du *big data*/de l'IA par les entreprises couvertes par l'EIBIS a progressé de plus de 11 points pour atteindre en 2022 28,7 % en moyenne. Partant d'un niveau plus élevé, l'utilisation de la robotique a progressé de 8 points, avec 45 % des entreprises répondant utiliser uniquement la robotique en 2022. En revanche, seules 12 % des entreprises enquêtées disaient utiliser les deux technologies fin 2022.

Le Tableau 11, quant à lui, reprend l'interaction entre les deux technologies numériques dans les réponses des entreprises interrogées dans l'EIBIS (part des entreprises en moyenne sur la période 2018-2022). En moyenne sur notre période d'analyse (2018-2022), 31,2 % des entreprises utilisant la robotique disent utiliser également le *big data*/l'IA (Tableau 11a). De même, 66,7 % des entreprises utilisant le *big data*/l'IA disent utiliser également la robotique (Tableau 11b). En revanche, force est de constater que beaucoup d'entreprises interrogées restent encore éloignées de l'utilisation de ces technologies numériques avancées (voir les Tableaux 11 et 12).

Tableau 11 – Interaction entre les deux technologies numériques dans l'usage des entreprises (part moyenne d'entreprises sur la période 2018-2022)

a/ Utilisation du big data/de l'IA et robotique

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Non	90,5	68,8	82,3
Oui	9,5	31,2	17,7
Total	100	100	100

Lecture : sur l'ensemble de l'échantillon de l'EIBIS (2018-2022), 90,5 % des entreprises en moyenne ne recourant pas à la robotique n'utilisent pas non plus le *big data*/l'IA. En revanche, 31,2 % des entreprises qui recourent à la robotique utilisent aussi le *big data*/l'IA. Au total, 17,7 % des entreprises en moyenne utilisent le *big data*.

Source : EIBIS (2019-2023) ; calculs CNP

b/ Utilisation de la robotique et du big data/de l'IA

	Non	Oui	Total (ensemble de l'échantillon)
Non	68,4	31,6	62,2
Oui	33,3	66,7	37,8
Total	100	100	100

Lecture : sur l'ensemble de l'échantillon de l'EIBIS (2018-2022), 68,4 % des entreprises en moyenne n'utilisant pas le *big data*/l'IA ne recourent pas non plus à la robotique et 66,7 % des entreprises utilisant le *big data*/l'IA recourent également à la robotique. Au total, 37,8 % des entreprises utilisent la robotique.

Source : EIBIS (2019-2023) ; calculs CNP

Dans la section suivante, les Tableaux 12 et 13 (voir également [Annexe 9](#), Tableau A6) présentent les résultats de notre équation *supra* pour les six spécifications possibles de notre modèle, à savoir : le lien de la seule technologie *big data/IA* sur la PGF (soit $\beta_{3k} = \beta_{4k} = 0$, soit la spécification 1) ; l'impact de la seule robotique ($\beta_{2k} = \beta_{4k} = 0$, soit les spécifications 2 et 3) ; et enfin l'interaction entre ces deux technologies ($\beta_{2k} = \beta_{3k} = \beta_{4k} = 1$, soit les spécifications 4 et 6) en plus des retards possibles. Lorsque $k = -1$, c'est-à-dire que lorsque l'on introduit un retard, nous mettons à la variable correspondante la lettre *L*. Nous estimons donc la forme générale de notre modèle décrit ci-dessus avec nos données en panel avec des effets fixes comme définis plus haut. Nous testons d'abord la forme la plus générale du modèle avec toutes les variables de l'équation définie dans l'équation *supra* pour les restreindre ensuite aux seules variables statistiquement significatives.

3.2. L'adoption des technologies numériques n'augmente la croissance de la PGF que chez les entreprises à haut niveau technologique

Le Tableau 12 présente les résultats de notre régression du taux de croissance de la productivité globale des facteurs (PGF) sur chacune des variables explicatives sur l'ensemble de la période (2018-2022), en incluant les effets fixes tels que décrits dans l'équation de la section précédente. Bien que les coefficients des variables explicatives aient le signe attendu par la théorie, aucune des variables dans les onze spécifications possibles de notre modèle ne permet d'obtenir de coefficient statistiquement significatif sur l'ensemble de l'échantillon, à l'exception du niveau de la PGF retardé et du terme d'interaction.

Pris dans leur ensemble et pour les entreprises de tous les pays, tous secteurs confondus, les résultats du Tableau 12 suggèrent donc que l'adoption d'une des deux technologies (distinguées ou combinées) n'aurait pas de lien avec la croissance contemporaine de la PGF, à l'exception du terme d'interaction (spécifications 4 et 6). En ce sens, l'effet marginal de la robotique et du *big data* sur le taux de croissance de la PGF est nul en moyenne lorsque l'on estime nos six spécifications sur l'ensemble de l'échantillon.

Cependant, il se peut que l'adoption des technologies numériques, type *big data* et/ou robotique, ait davantage un impact sur la productivité dans certains secteurs plutôt que d'autres. Nous utilisons la classification d'Eurostat¹ pour distinguer les entreprises en

¹ Les statistiques sur l'industrie de haute technologie et les services à forte intensité de connaissances (parfois appelées simplement « statistiques de haute technologie ») comprennent des données économiques, de l'emploi et de la science, de la technologie et de l'innovation (STI) décrivant les

deux groupes selon le contenu technologique de leur secteur d'activité : un secteur à haut niveau technologique et un secteur à bas niveau technologique. Cette classification utilise une approche sectorielle fondée sur la taxonomie NACE rev. 2 et regroupe les secteurs manufacturiers en « haut niveau technologique », « moyen-haut niveau technologique », « moyen-bas niveau technologique » et « bas niveau technologique ». Les activités de services, quant à elles, sont principalement regroupées en « services intensifs en connaissances » et « services moins intensifs en connaissances ». Pour former notre échantillon d'entreprises appartenant à des secteurs de haute technologie, nous assimilons les groupes « haute technologie » et « technologie moyenne haute » du secteur manufacturier.

**Tableau 12 – Estimations sur le taux de croissance de la PGF
(échantillon complet, tous secteurs confondus)**

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
TFP (niveau) (L1)	-1.398*** (0.065)	-1.427*** (0.074)	-1.443** (0.072)*	-1.449*** (0.072)	-1.435*** (0.75)	-1.445*** (0.075)
digit_bigd (--)	-0.023 (0.053)		0.028 (0.055)	-0.117 (0.083)	0.008 (0.059)	-0.136 (0.092)
digit_bigd (L1)	-0.024 (0.051)				-0.052 (0.058)	-0.01 (0.089)
digit_auto (--)		0.059 (0.047)	0.064 (0.045)	0.018 (0.049)	0.056 (0.049)	0.013 (0.052)
digit_auto (L1)		-0.027 (0.045)			-0.028 (0.046)	-0.017 (0.048)
digit_bigd#digit_auto				0.211** (0.09)		0.21** (0.103)
L.digit_bigd#L/digit_auto						-0.074 (0.105)
Effet fixe année	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Effet fixe secteur	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui

Note : *** p < 0,01 ; ** p < 0,05 ; * p < 0,1. Les valeurs entre parenthèses correspondent aux erreurs standards.

Source : EIBIS (2024), [Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024](#), février, ORBIS ; calculs CNP

activités manufacturières et de services, les produits échangés et les brevets appliqués sélectionnés sur la base de leur intensité technologique. Voir la page « [High-tech industry and knowledge-intensive services](#) » d'Eurostat. Pour plus de détails sur la méthodologie, voir la page « [Haute technologie](#) » d'Eurostat.

En effet, comme le relève le Tableau 13, l'adoption des technologies numériques varie fortement selon le niveau de technologie des secteurs. Un écart de près de 14 points (pour le *big data/IA*) et de 10 points (pour la robotique) existe entre les entreprises dans les secteurs à haut et bas niveaux technologiques dans leur réponse quant à l'utilisation de l'une ou l'autre de ces technologies.

Tableau 13 – Part des entreprises utilisant ou non les différentes technologies numériques sur la période 2018-2022 par niveau de technologie

a/ Big data/IA

Niveau de technologie	Non	Oui	Total
Haut	68,9	31,1	100
Bas	82,8	17,2	100
Total (ensemble de l'échantillon)	78,1	21,9	100

b/ Robotique avancée

Niveau de technologie	Non	Oui	Total
Haut	54,7	45,3	100
Bas	64,7	35,3	100
Total (ensemble de l'échantillon)	62,0	38,0	100

Sources : EIBIS (2019-2023) ; Eurostat ; calculs CNP

Sur cette base, nous dissocions nos estimations du Tableau 12 selon le niveau technologique des secteurs auxquels appartiennent les entreprises de notre échantillon. Les Tableaux 14 et 15 présentent donc les résultats de notre estimation économétrique pour les différentes spécifications de notre modèle lorsque l'échantillon est restreint aux entreprises opérant dans un secteur à bas ou haut niveau technologique.

À l'instar de nos estimations pour l'ensemble de notre échantillon, la restriction aux entreprises de secteurs à bas niveau technologique ne dégage aucune variable significative, à l'exception du niveau retardé de la PGF (Tableau 14). Cela signifie que l'adoption par des entreprises opérant dans des secteurs où ces technologies sont moins (ou pas encore) pertinentes ne permet pas d'identifier d'effet significatif¹. En revanche, la restriction de notre échantillon aux entreprises des secteurs à haut

¹ Pour l'interprétation des coefficients de régression, voir l'[Annexe 11](#).

niveau technologique permet de trouver des effets statistiquement significatifs (Tableau 15).

Outre que les effets positifs sont réservés aux entreprises où ces technologies sont pertinentes, et que celles-ci peuvent être recoupées par une distinction haute/basse technologie, le premier enseignement que l'on peut tirer de cet exercice est que les effets positifs de l'adoption des technologies digitales sont immédiats. En effet, lorsqu'un lien statistiquement significatif est trouvé, il concerne toujours une variable contemporaine, et uniquement les variables contemporaines, aucun des retards n'étant significatif.

**Tableau 14 – Estimations sur le taux de croissance de la PGF
(échantillon restreint, secteur à bas niveau technologique)**

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
PGF (niveau) (L1)	-1.494*** (0.087)	-1.419*** (0.088)	-1.45*** (0.086)	-1.453*** (0.086)	-1.433*** (0.089)	-1.45*** (0.09)
digit_bigd (--)	-0.049 (0.071)		0.056 (0.071)	0.01 (0.109)	0.029 (0.074)	0.002 (0.121)
digit_bigd (L1)	-0.071 (0.071)				-0.074 (0.074)	0.036 (0.112)
digit_bigd (F1)						
digit_auto (--)		0.008 (0.056)	-0.009 (0.054)	-0.022 (0.059)	0.0 (0.058)	-0.009 (0.066)
digit_auto (L1)		0.005 (0.054)			0.003 (0.055)	0.027 (0.058)
digit_auto (F1)						
digit_bigd#digit_auto				0.064 (0.115)		0.28 (0.132)
L.digit_bigd#L/digit_auto						-0.178 (0.131)
Effet fixe année	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Effet fixe secteur	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui

Note : *** p < 0,01 ; ** p < 0,05 ; * p < 0,1. Les valeurs entre parenthèses correspondent aux erreurs standards.

Source : EIBIS (2024), [Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024](#), février, ORBIS ; calculs CNP

Deux autres enseignements sont à tirer du Tableau 15. D'une part, la variable explicative *big data/IA* seule n'est jamais statistiquement différente de zéro (spécifications 1 et 3), alors que la variable robotique l'est (spécifications 3 et 6). En d'autres termes, l'effet marginal du *big data/de l'IA* sur le taux de croissance de la PGF est nul en moyenne lorsque cette technologie est utilisée seule, contrairement à la robotique : sur la période 2019-2022, l'usage de la robotique (par rapport à un contrefactuel sans robotique) se traduit, toutes choses égales par ailleurs, par une augmentation du taux de croissance de la PGF de 0,3 point de pourcentage en moyenne par an (voir spécifications 2, 3 et 5 dans le Tableau 15)¹.

D'autre part, la variable *big data/IA* devient significative lorsqu'elle est combinée à la robotique (spécifications 4 et 6 du même Tableau 15). Ce résultat suggère qu'il y a un effet synergique dans l'utilisation concomitante de ces deux technologies, mais l'effet de la robotique reste bien supérieur : son impact marginal sur le taux de croissance de la PGF est de 0,65 point pour les entreprises utilisant par ailleurs le *big data/l'IA*, alors que l'impact marginal du *big data/de l'IA* est de seulement 0,13 point pour les entreprises utilisant déjà la robotique².

Enfin, ces résultats sont stables : ils ne sont pas affectés par l'ajout de retards dans les spécifications. En ajoutant également des retards, l'ampleur des coefficients est plus importante, mais leur significativité statistique diminue. Enfin, notre test de robustesse fondé sur l'approche *lead-lag model* – indiqué par les lettres *L* (pour *lag*) et *F* (pour *lead*) dans le Tableau A7 de l'[Annexe 10](#) – confirme la non-significativité des *leads*, ce qui est rassurant en ce qui concerne le risque de causalité inverse.

¹ En d'autres termes, sur la période 2019-2022, l'usage de la robotique (par rapport à un contrefactuel sans robotique) se traduit, toutes choses égales par ailleurs, par une augmentation de la PGF de 30 % en moyenne par an. Malgré un effet de l'IA significativement négatif (-0,29 pp dans la spécification 4 du Tableau 15), quand il est présent conjointement avec la robotique, l'IA/*le big data* renforce l'impact de la robotique de +0,42 pp.

² En reprenant les résultats de la spécification 4 du Tableau 15, si l'on additionne la valeur de la variable significative *big data/IA* (*digit_bigd* (-) ; soit -0,29) à la variable croisée (*digit_bigd##digit_auto* ; soit -0,29 + 0,42), on obtient l'effet marginal du *big data* pour les entreprises qui utilisent en parallèle la robotique, soit (-0,29 + 0,42) = 0,13 pp. De manière similaire, si l'on additionne le coefficient associé à la robotique (0,229 pp) au coefficient associé au terme d'interaction (soit 0,42 pp), on obtient l'effet marginal de la robotique pour les entreprises qui utilisent en parallèle le *big data/l'IA*, soit (0,229 + 0,42) = 0,65 pp.

**Tableau 15 – Estimations sur le taux de croissance de la PGF
(échantillon restreint, secteur à haute technologie)**

Variable	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
PGF (niveau) (L1)	-1,233*** (0,09)	-1,44*** (0,133)	-1,426*** (0,131)	-1,39*** (0,129)	-1,444*** (0,135)	-1,404*** (0,133)
digit_bigd (--)	0,024 (0,071)		-0,034 (0,083)	-0,29** (0,116)	-0,034 (0,094)	-0,297*** (0,132)
digit_bigd (L1)	0,002 (0,067)				0,012 (0,089)	-0,028 (0,139)
digit_auto (--)		0,294*** (0,087)	0,342*** (0,08)	0,229*** (0,087)	0,3*** (0,088)	0,198** (0,093)
digit_auto (L1)		-0,083 (0,08)			-0,085 (0,081)	-0,08 (0,084)
digit_bigd#digit_auto				0,42*** (0,135)		0,446*** (0,155)
L.digit_bigd#L/digit_auto						0,067 (0,169)
Effet fixe année	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui
Effet fixe secteur	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui

Note : *** p < 0,01 ; ** p < 0,05 ; * p < 0,1. Les valeurs entre parenthèses correspondent aux erreurs standards.

Source : EIBIS (2024), [Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024](#), février, ORBIS ; calculs CNP

Conclusion

Comme le rappellent les premières sections de ce chapitre, il existe une vaste littérature académique en ce qui concerne l'impact de technologies telles que la robotique, l'adoption des TIC ou encore plus récemment l'IA non générative, pour lesquelles nous disposons désormais du recul nécessaire pour conduire une analyse empirique.

Ce n'est pas encore le cas pour l'émergence récente de l'IA dite générative (tels ChatGPT, Mistral ou encore DeepSeek). C'est la raison pour laquelle nous ne disposons pour l'instant que de modèles théoriques en ce qui concerne son impact potentiel sur la productivité (du travail et globale des facteurs) – dont la divergence de résultats reflète avant tout les hypothèses de base, en particulier le nombre de tâches exposées à l'IA générative et, parmi celles-ci, le nombre de tâches qu'il est profitable d'automatiser par cette technologie. Pour l'instant, deux grandes approches existent afin d'évaluer l'impact potentiel de l'IA générative sur la productivité (du travail et globale des facteurs) :

- celles qui construisent des scénarios sur la base de modèles théoriques en faisant des hypothèses sur l'évolution principalement de trois facteurs : la diffusion de l'IA, son potentiel d'augmentation de la productivité et son potentiel de remplacement/substitution des travailleurs dans de nombreuses tâches (ou de création de nouvelles tâches) ;
- celles qui extrapolent l'impact potentiel de l'IA générative à partir de l'impact observé empiriquement avec les précédentes innovations technologiques, telles que l'électricité, l'émergence des technologies numériques dans les années 1990 ou encore la robotisation.

Dans ce chapitre, nous proposons une autre approche qui s'intéresse plus généralement aux technologies digitales en exploitant les données d'enquête auprès des entreprises (européennes et états-unies) élaborées par la Banque européenne d'investissement (base de données EIBIS). Comme détaillé plus haut, l'originalité de cette enquête annuelle est de s'adresser directement aux entrepreneurs pour déterminer les caractéristiques de leur investissement, dont l'utilisation des technologies digitales telles que le *big data*/l'IA et la robotique. Même si cette enquête a ses propres limites (empêchant pour l'instant des spécifications économétriques plus sophistiquées de type *diff-in-diff* par exemple), elle fournit néanmoins des résultats intéressants.

Ce qui ressort de nos estimations empiriques est que le lien entre la croissance de la productivité et l'adoption des technologies numériques n'est vraiment significatif

que pour les entreprises situées dans des secteurs à haut niveau technologique. Par ailleurs, l'effet marginal du *big data*/de l'IA sur le taux de croissance de la PGF est nul en moyenne lorsque cette technologie est utilisée seule, contrairement à la robotique : l'utilisation de la robotique dans les secteurs à haut niveau technologique augmente le taux de croissance annuel de la PGF d'environ 0,3 point de pourcentage (pp). En d'autres termes, la croissance annuelle moyenne de la PGF des entreprises enquêtées, qui est actuellement autour de 1 %, passerait à 1,3 %. De plus, la variable *big data*/IA devient significative lorsqu'elle est combinée à la robotique, ce qui suggère qu'il y a un effet synergique dans l'utilisation concomitante de ces deux technologies : non seulement la variable *big data*/IA devient statistiquement différente de zéro, mais en plus l'impact sur le taux de croissance change selon que les entreprises utilisent déjà en parallèle la robotique (l'effet du *big data*/de l'IA est alors de 0,13 pp) ou le *big data*/l'IA (dans ce cas, l'effet de la robotique est de 0,65 pp).

Au-delà de ces résultats, deux questions se posent concernant l'impact possible de l'IA génératrice sur la croissance de la productivité. D'une part, celle de la complémentarité entre les différentes technologies : à l'instar de l'IA non génératrice couverte dans EIBIS, il est possible que l'IA génératrice ait davantage d'impact en conjonction avec d'autres technologies (et sans doute aussi avec une organisation du travail adaptée). D'autre part, celle de savoir dans quelle mesure l'IA génératrice remplacera l'emploi. Comme discuté en début de ce chapitre, jusqu'à présent, nous savons que l'IA non génératrice (type *deep learning* et *machine learning*) requiert des profils très techniques difficilement substituables à d'autres. En revanche, l'évolution exponentielle dans la facilité d'usage de l'IA génératrice aura probablement un impact plus fort sur la productivité (du travail et globale des facteurs). Le véritable enjeu pour l'Europe et la France – déjà en retard par rapport aux États-Unis – est d'aider leurs entreprises à investir davantage dans ces technologies numériques pour qu'un tel choc de productivité se matérialise à terme.

Références bibliographiques

- Acemoglu D. (2024), « [The simple macroeconomics of AI](#) », NBER Working Paper, n° 32487, National Bureau of Economic Research, mai.
- Acemoglu D., Lelarge C. et Restrepo P. (2020), « Competing with robots: Firm-level evidence from France », *AEA Papers and Proceedings*, vol. 110, mai, p. 383-388.
- Acemoglu D. et Restrepo P. (2020), « Robots and jobs: Evidence from US labor markets », *Journal of Political Economy*, vol. 128(6), juin, p. 2188-2244.
- Acemoglu D. et Restrepo P. (2019), « Artificial Intelligence, Automation, and Work », chapitre 8, dans Agrawal A., Gans J. et Goldfarb A. (dir.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, National Bureau of Economic Research Conference Report.
- Acemoglu D. et Restrepo P. (2018), « [The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares and employment](#) », *American Economic Review*, vol. 108(6), p. 1488-1542.
- Aghion P., Antonin C., Bunel S. et Jaravel X. (2020), « What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France », CEPR Discussion Paper n° DP14443, février.
- Aghion P. et Bouverot A. (2024), *IA. Notre ambition pour la France*, rapport de la Commission de l'intelligence artificielle, septembre.
- Aghion P. et Bunel S. (2024), « [AI and growth: Where do we stand?](#) », Mimeo, juin.
- Autor D. H. (2015), « Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29(3), p. 3-30.
- Autor D., Chin C., Salomons A.M. et Seegmiller B. (2022), « [New frontiers: The origins and content of new work, 1940-2018](#) », NBER Working Paper, n° 30389, National Bureau of Economic Research, août.
- Beaudreau B. C. (1995), « [The impact of electric power on productivity: A study of US manufacturing 1950-84](#) », *Energy Economics*, vol. 17(3), juin, p. 231-236.
- Besiroglu T. et Hobbahn M. (2022), *Trends in GPU Price-Performance*, rapport technique, EpochAI, juin.
- Benmelech E. et Zator M. (2022), « [Robots and firm investment](#) », NBER Working Paper, n° 2966, National Bureau of Economic Research, janvier.
- Bergeaud A. (2024), *Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity*, ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.
- Bergeaud A., Cette G. et Lecat R. (2016), « [Productivity trends in advanced countries between 1890 and 2012](#) », *Review of Income and Wealth*, vol. 62(3), p. 420-444.

- Bock S., Elewa A., Guillou S., Napoletano M., Nesta L., Salies E. et Treibich T. (2024), « [Le décrochage européen en question](#) », *OFCE Policy brief*, n° 128, 16 mai.
- Brollo F., Dabla-Norris E., de Mooij R., Garcia-Macia D., Hanappi T., Liu L. et Nguyen A.D.M. (2024), « [Broadening the gains from generative AI: The role of fiscal policies](#) », *IMF Staff Discussion Notes*, n° SDN/2024/002, Fonds monétaire international, juin.
- Brynjolfsson E., Li D. et Raymond L.R. (2023), « [Generative AI at work](#) », NBER Working Paper, n° 31161, National Bureau of Economic Research, avril.
- Cette G., Devillard A. et Spiezia V. (2022), « Growth factors in developed countries: A 1960-2019 growth accounting decomposition », *Comparative Economic Studies*, vol. 64(2), p. 159-185.
- Choi J. H., Monahan A. et Schwarcz D. (2024), « [Lawyering in the age of artificial intelligence](#) », *Minnesota Law Review*, vol. 109(1), novembre, p. 147-2018.
- Chui M., Hazan E., Roberts R., Singla A., Smaje K., Sukharevsky A., Yee L. et Zemmel R. (2023), *The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier*, McKinsey & Company.
- Cockburn I. M., Henderson R. et Stern S. (2019), « The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis », dans Agrawal A., Gans J. S. et Goldfarb A. (dir.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Chicago, University of Chicago Press/NBER, p. 115-146.
- Condé J. et Fergu Y. (2023), *Usages et impacts de l'IA sur le travail au prisme des décideurs*, rapport d'enquête, Laboria Explorer.
- Crafts N. (2004), « Steam as a general purpose technology: A growth accounting perspective », *The Economic Journal*, vol. 114(495), avril, p. 338-351.
- Dell'Acqua F., McFowland E., Mollick E. R., Lifshitz-Assaf H., Kellogg K., Rajendran S., Krayer L., Candelier F. et Lakhani K. R. (2023), « [Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality](#) », Harvard Business School Working Paper, n° 24-013, septembre.
- Deng L., Müller S., Plümpe V. et Stegmaier J. (2023), « [Robots, occupations, and worker age: A production-unit analysis of employment](#) », IZA Discussion Paper, n° 16128, mai.
- Durlauf S. N. et Blume L. E. (2008), *The New Palgrave Dictionary of Economics*, 2^e édition, Basingstoke, Palgrave Macmillan.
- EIBIS (2025), *Innovation, integration and simplification in Europe. Investment Report 2024/2025*, mars.
- EIBIS (2024), *Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024*, février.

- Eloundou T., Manning S., Mishkin P. et Rock D. (2023), « [GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models](#) », Working Paper, août.
- Fernald J. G. (1999), « Roads to prosperity? Assessing the link between public capital and productivity », *American Economic Review*, vol. 89(3), p. 619-638.
- Filippucci F., Gal P., Jona-Lasinio C., Leandro A. et Nicoletti G. (2024), « [The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges](#) », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 15, avril.
- Filippucci F., Gal P. et Schieff M. (2024), « [Miracle or myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from artificial intelligence](#) », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 29, novembre.
- Furman J. et Seamans R. (2019), « [AI and the Economy](#) », *Innovation Policy and the Economy*, vol. 19, p. 161-191.
- Gmyrek P., Berg J. et Bescond D. (2023), « [Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality](#) », ILO Working Paper, n° 96, Organisation internationale du travail, août.
- Gordon R.J. et Sayed H. (2020), « [Transatlantic Technologies: The Role of ICT in the Evolution of U.S. and European Productivity Growth](#) », NBER Working Paper, n° 27425, National Bureau of Economic Research, juin.
- Graetz G. et Michaels G. (2018), « Robots at work », *Review of Economics and Statistics*, vol. 100(5), décembre, p. 753-768.
- Hatzis J., Briggs J., Kodnani D. et Pierdomenico G. (2023), « [The potentially large effects of artificial intelligence on economic growth](#) », *Global Economics Analyst*, mars.
- Hui X., Reshef O. et Zhou L. (2023), « [The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market](#) », Cesifo Working Paper, n° 10601/2023, juillet.
- Ipsos (2020), *EIB Group Survey of Investment and Investment Finance*, rapport technique, novembre.
- Lin J. (2011), « Technological adaptation, cities, and new work », *Review of Economics and Statistics*, vol. 93(2), mai, p. 554-574.
- McKinsey & Company (2024), « [The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value](#) », enquête du 30 mai.
- McKinsey & Company (2023), « [The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year](#) », enquête du 1^{er} août.
- Muro M. et Andes S. (2015), « [Robots seem to be improving productivity, not costing jobs](#) », *Harvard Business Review*, 16 juin.

- Noy S. et Zhang W. (2023), « Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence », *Science*, vol. 381(6654), juillet, p. 187-192.
- Olley G. S. et Pakes A. (1996), « The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry », *Econometrica*, vol. 64, p. 1263-1297.
- O'Mahony M. et Timmer M. P. (2009), « [Output, input and productivity measures at the industry level: The EU KLEMS database](#) », *Economic Journal*, vol. 119(538), p. 374-403.
- Peng S., Kalliamvakou E., Cihon P. et Demirer M. (2023), « [The impact of AI on developer productivity: Evidence from Github Copilot](#) », février.
- Philippon T. (2022), « [Additive growth](#) », NBER Working Paper, n° 29950, National Bureau of Economic Research, mai.
- Pizzinelli C., Panton A. J., Mendes Tavares M., Cazzaniga M. et Li L. (2023), « [Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications](#) », IMF Working Paper, n° WP/23/216, Fonds monétaire international, octobre.
- Revolte D., Rückert D. et Weiss C. (2020), « [Adoption of digital technologies by firms in Europe and the US: Evidence from the EIB Investment Survey](#) », VoxEU.org, 18 mars.
- Sastray G., Heim L., Belfield H., Anderljung M., Brundage M., Hazell J., O'Keefe C., Hadfield G. K., Ngo R., Pilz K., Gor G., Bluemke E., Shoker S., Egan J., Trager R. F., Avin S., Weller A., Bengio Y., Coyle D. (2024), *Computing Power and the Governance of Artificial Intelligence*, rapport, février.
- Sevilla J., Heim L., Ho A., Besiroglu T., Hobbahn M. et Villalobos P. (2022), « [Compute trends across three areas of machine learning](#) », 2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN).
- Solow R. (1957), « [Technical change and the aggregate production function](#) », *Review of Economics and Statistics*, vol. 39(3), août, p. 312-320.
- Stanford University (2024), *AI Index Report 2024*, Human-Centered Artificial Intelligence, avril.
- Svanberg M., Li W., Fleming M., Goehring B. et Thompson N. (2024), « [Beyond AI exposure: Which tasks are cost-effective to automate with computer vision?](#) », Working Paper, FutureTech MIT.

ANNEXE 1

Impact du passage des comptes nationaux en base 2020¹

Le 31 mai 2024, les comptes nationaux ont changé de base, à l'occasion de la publication des résultats détaillés du premier trimestre 2024 : ils sont passés en « base 2020 ». Si chaque année l'estimation de la croissance des agrégats macroéconomiques est actualisée sur les trois dernières années pour tenir compte des nouvelles informations disponibles depuis la précédente publication, le 31 mai 2024, ce sont l'ensemble des agrégats depuis 1949 qui ont été modifiés. Changer de base, c'est en effet revoir les méthodes, les nomenclatures et les sources statistiques utilisées par la comptabilité nationale afin de refléter au mieux la réalité économique.

Le passage à la base 2020 a permis : (a) une revue quasi-systématique des méthodes et des sources utilisées, notamment un recalage sur la balance des paiements (pour les échanges extérieurs et le reste du monde) et un recalage sur les données de statistiques d'entreprise (pour les sociétés non financières) ; (b) une amélioration de la comparabilité européenne, grâce notamment à des changements méthodologiques visant à améliorer la mesure des activités de recherche et de développement et de production de logiciels, mais également par des modifications dans l'enregistrement de certains impôts, crédits d'impôts et subventions ; et (c) une modification du périmètre des secteurs institutionnels, notamment des administrations publiques (APU).

Ce changement de base affecte ainsi à la fois les grandeurs économiques comme le PIB, la valeur ajoutée, la consommation, l'investissement et les échanges extérieurs, mais aussi les comptes des secteurs institutionnels, en particulier le taux d'investissement des sociétés non financières et le taux d'épargne des ménages.

S'agissant des comptes trimestriels en particulier, la méthodologie générale d'élaboration ne change pas : les principes sont identiques à ceux de la base précédente. Une modification a néanmoins été effectuée : le profil trimestriel des années 1949 à 1999 restera dorénavant figé à partir de mai 2024, et seul le profil

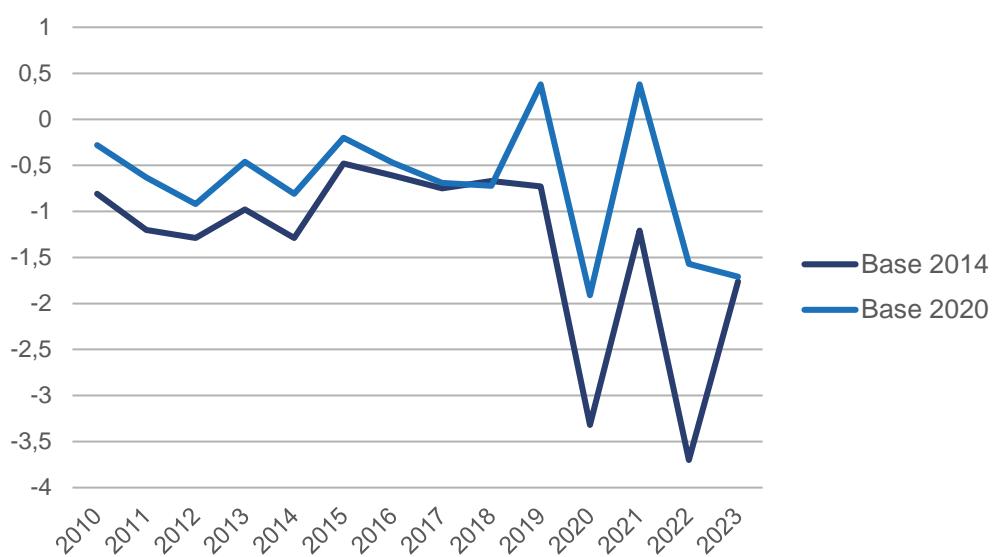
¹ Meinzel P. (2024), « [Les comptes nationaux sont passés en base 2020](#) », dans Insee (2024), *Du PIB, des Jeux, des inconnues*, coll. « Note de conjoncture », juillet, p. 26-29. Une analyse détaillée est disponible sur le site internet dont cette annexe est un résumé. Voir en particulier la documentation sur la [méthodologie](#) – comptes nationaux annuels (base 2020).

trimestriel à partir de l'année 2000 sera revu à chaque estimation. Auparavant, en base 2014, les comptes trimestriels revoyaient le profil depuis l'année 1980.

Un recalage en niveau sur des données sources

L'objectif principal de la base 2014 était de rapprocher les estimations de l'Insee et de la Balance des paiements (BdP) sur les échanges extérieurs et sur le besoin de financement de la France. Pour la base 2020, ce travail a été approfondi en cherchant une convergence sur chaque composante fine des exportations et des importations, ainsi que sur les revenus de la propriété. Le besoin de financement de la nation a été révisé de +26,5 milliards d'euros sur l'année 2019 en base 2020 : cette révision résulte de l'effet cumulé de la révision du solde des échanges extérieurs de biens et services (+7,5 milliards d'euros), du compte des revenus primaires et des transferts courants (+20 milliards d'euros, principalement des revenus de la propriété) et du solde des transferts en capital (-1 milliard d'euros). En campagne courante, ce recalage en niveau ne pourra toutefois pas être maintenu à coup sûr, la BdP publant son compte définitif plus tardivement que la publication définitive des comptes nationaux (Graphique A1).

Graphique A1 – Impact de la révision entre les deux bases sur le besoin de financement de la France (en valeur mensuelle)



Note : l'écart entre les deux séries en 2021, 2022 et 2023 comprend, outre les modifications du changement de base, des révisions usuelles liées à l'intégration de données plus détaillées.

Source : Insee

Un recalage en niveau sur les données structurelles d'entreprise fournies par le dispositif Esane a également été réalisé, pour la première fois depuis la base 2010 (les comptes nationaux raisonnant en évolution en campagne courante). Ce recalage mène à une révision en niveau de la valeur ajoutée des entreprises non financières de -11,1 milliards d'euros en 2019.

Enfin, la base 2020 intègre les deux dernières enquêtes logement (ENL 2013 et 2020), qui permettent de réévaluer les loyers réels et imputés. La dépense de consommation des ménages en loyers réels et imputés (et le PIB par conséquent) est révisée à ce titre de +15,9 milliards d'euros en 2019.

Des révisions méthodologiques pour améliorer la comparabilité européenne

Le changement méthodologique ayant l'impact le plus fort sur les comptes nationaux concerne les estimations de la production, et de l'investissement, en recherche et développement (R & D). Une meilleure distinction des activités de R & D de celles en lien avec le développement de logiciels conduit à réviser à la baisse la production pour compte propre de R & D, entraînant une révision du PIB de -8,6 milliards d'euros. La formation brute de capital fixe (FBCF) est globalement revue à la baisse de 7,5 milliards d'euros entre la base 2014 et la base 2020 pour l'année 2019, concentrée sur les sociétés non financières. On peut ajouter à cette révision de la FBCF en R & D celle liée à l'utilisation de logiciels et bases de données (-18,1 milliards d'euros de moins en FBCF¹). Au total, la FBCF des entreprises non financières (ENF) révise de près de 35 milliards d'euros à la baisse (y compris les effets de changements de périmètre de SNCF Réseau et de France Télévisions, voir *infra*).

Un deuxième changement est celui concernant l'activité dissimulée : cette dernière est ré-estimée avec des méthodes détaillées et innovantes (2022). Elle est revue à la baisse et contribue moins au PIB à hauteur de -7,7 milliards d'euros en 2019.

Enfin, le changement de base 2020 a permis de reclasser certaines subventions afin de se conformer aux dernières recommandations européennes sur l'enregistrement de certaines politiques publiques en matière d'énergie. En particulier, les subventions attribuées dans le cadre du dispositif des contributions de service public de l'électricité

¹ La base 2020 revoit, en conformité avec les recommandations européennes, le partage entre investissement en logiciel ou bases de données (impliquant un transfert de propriété économique) et consommations intermédiaires (utilisation d'un service sans transfert de propriété économique).

(CSPE) ont été reclassées en subvention sur la production (+8,1 milliards d'euros) plutôt qu'en subvention sur les produits.

Une modification des périmètres des activités et des secteurs institutionnels

Concernant les administrations publiques (APU), leurs recettes et leurs dépenses sont modifiées avec l'intégration complète des activités de l'audiovisuel public et de SNCF Réseau dans les administrations publiques, sans effets sur la dette et le déficit publics, ceux-ci étant déjà pris en compte en base 2014. Cela a néanmoins un impact sur le PIB car leur valeur ajoutée est maintenant calculée comme la somme des coûts, ce qui la rehausse en 2019. L'Établissement de retraite additionnelle de la fonction publique (ERAfp) a été reclassé en société financière, du fait de son activité de fonds de pension.

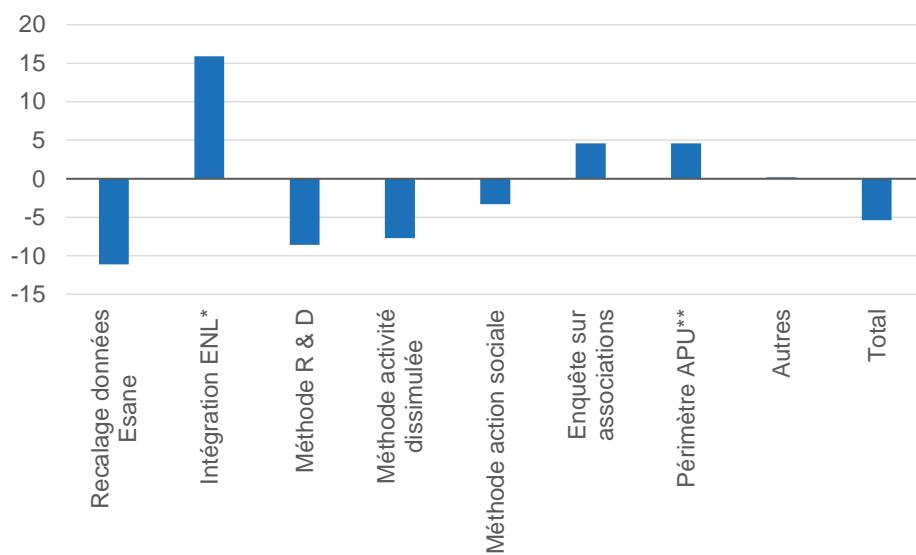
Par ailleurs, le partage entre secteurs institutionnels a été revu pour tenir compte du développement des crèches privées et des prestataires privés pour l'aide à domicile. Cette réallocation entre secteurs institutionnels conduit à une hausse de 5 milliards d'euros de la valeur ajoutée de services d'action sociale réalisée par les entreprises non financières et, en parallèle, à une baisse de 2 milliards d'euros de la valeur ajoutée des administrations publiques ainsi qu'à une baisse de 6,3 milliards d'euros de la valeur ajoutée en emploi final propre des ménages.

Le PIB est revu à la baisse en niveau mais ses évolutions restent similaires

La révision à la baisse du PIB résulte ainsi, pour l'essentiel, d'une révision à la baisse de la valeur ajoutée (-18,6 milliards d'euros), principalement portée par les sociétés non financières (recalage Esane, changement méthodologique de la R & D et des logiciels), tandis que le solde des impôts et des subventions sur les produits est revu à la hausse (+13,2 milliards d'euros), avec le reclassement de la CSPE notamment (Graphique A2).

Les évolutions du PIB en volume sont légèrement révisées entre les bases 2014 et 2020 (Graphique A3). La croissance est un peu plus faible sur la période 2017-2019. À l'inverse, elle est un peu plus haute à partir de 2020. Par rapport à son niveau de 2019, le PIB est ainsi rehaussé d'environ 1 point fin 2023. Côté demande, cette révision à la hausse trouve sa contrepartie dans la consommation des ménages et les exportations.

**Graphique A2 – Décomposition des révisions du PIB en base 2020
(en milliards d'euros 2019)**

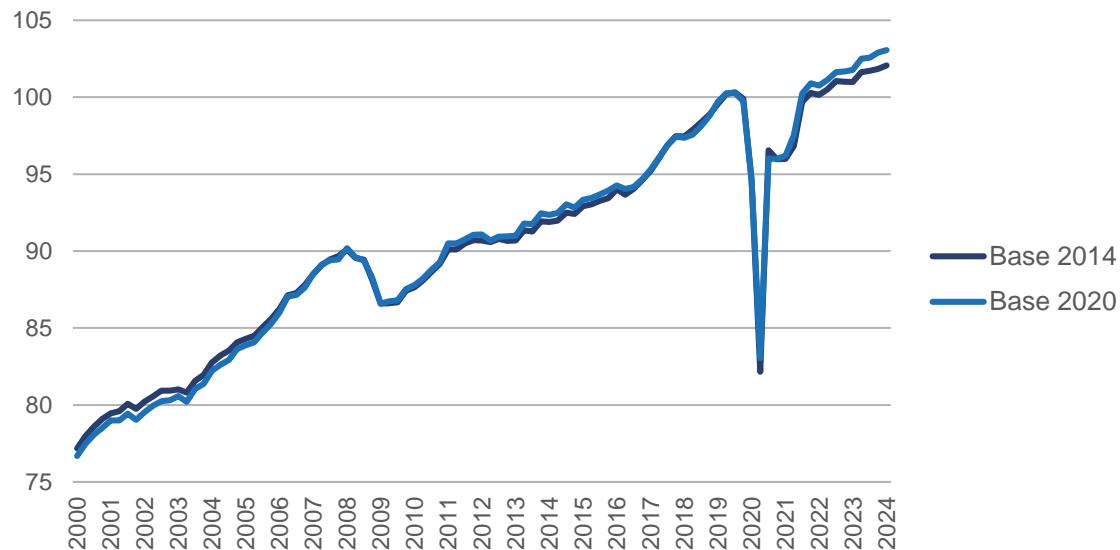


* ENL : enquête nationale Logement. ** APU : administrations publiques.

Note : les révisions sont celles ayant un impact sur le PIB. Elles comprennent les révisions sur la valeur ajoutée (VA) et celles sur les impôts et subventions. Ainsi, le reclassement de la contribution de service public de l'électricité (CSPE) est nul sur le PIB. Les révisions sont celles du PIB en euros courants. Elles comprennent les révisions sur la VA et celles sur les impôts et subventions. Ainsi, le reclassement de la CSPE est sans effet sur le PIB. La catégorie « périmètre APU » comprend les effets liés au calcul de la valeur ajoutée selon la somme des coûts, ainsi que le reclassement des subventions de SNCF Réseau en transferts courants (les deux effets rehaussant le PIB en 2019).

Source : Insee

Graphique A3 – Révisions du PIB en volume entre les deux années de base (indice)



Source : Insee

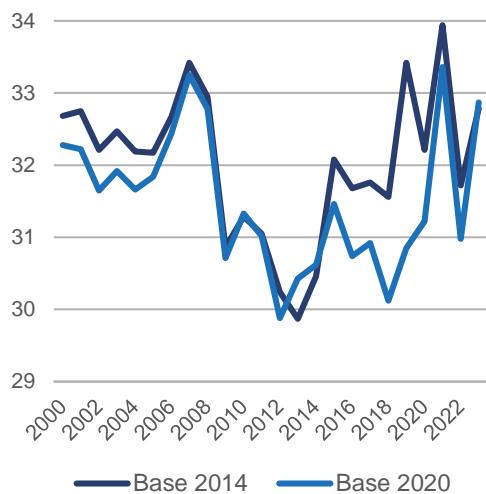
Le taux d'autofinancement des SNF est revu en baisse, tout comme le taux d'épargne des ménages

Les comptes des secteurs institutionnels sont revus à l'occasion du passage à la base 2020.

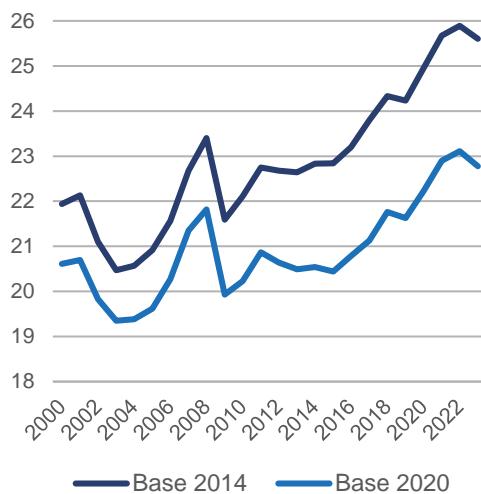
Pour les SNF, leur valeur ajoutée est fortement revue à la baisse (recalage des données Esane, méthodes d'estimation de la R & D, activité dissimulée, reclassements d'unités vers les APU), tout comme leur EBE (notamment avec le décalage de la chronique du CICE), ce qui modifie le profil du taux de marge (Graphique A4a). Avec la forte révision de la FBCF (méthode d'estimation de la R & D et des logiciels et base de données, reclassements d'unités vers les APU), le taux d'investissement est revu à la baisse (Graphique A4b).

Graphique A4 – Taux de marge et taux d'investissement des sociétés non financières (SNF, en milliards d'euros)

a/ Taux de marge des SNF : révision entre les deux bases



b/ Taux investissement des SNF : révision entre les deux bases



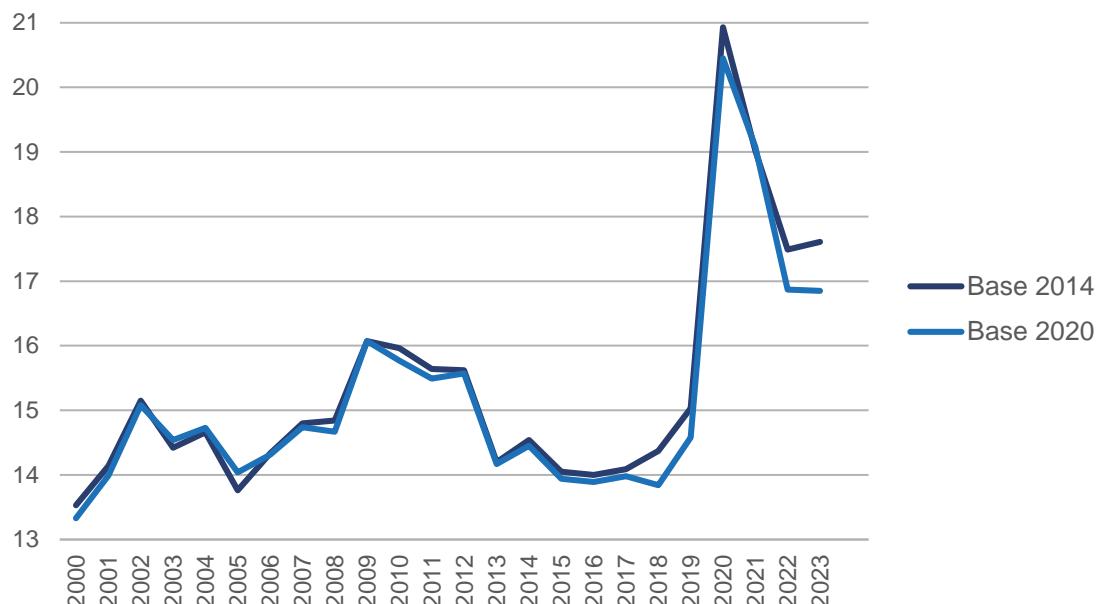
Source : Insee

La chronique de la capacité/besoin de financement des administrations publiques est globalement peu revue, à l'exception de la période 2013-2019, du fait de l'enregistrement du CICE.

Concernant les ménages, leur revenu disponible brut est revu à la baisse : les revenus du patrimoine des ménages sont revus en hausse, notamment avec l'intégration de l'enquête logement, mais cela est compensé par la révision à la baisse des revenus d'activité (notamment des entrepreneurs individuels, avec le recalage sur Esane et la nouvelle estimation de l'activité dissimulée) et des transferts courants avec les reclassements d'activités. L'épargne des ménages est revue encore plus à la baisse car la dépense de consommation des ménages est revue à la hausse. Au final, le taux d'épargne¹ est revu légèrement à la baisse (Graphique A5).

¹ La définition du taux d'épargne est revue à l'occasion du passage à la base 2020. En effet, les manuels de comptabilité nationale recommandent de définir le taux d'épargne comme le ratio entre l'épargne et le revenu disponible brut augmenté de la variation des droits à pension. Cette dernière opération était nulle en base 2014 mais elle ne l'est plus en base 2020.

**Graphique A5 – Taux d'épargne des ménages : révision entre les deux bases
(en pourcentage du revenu disponible)**



Source : Insee

ANNEXE 2

Actualisation du décrochage de la productivité apparente du travail par rapport à la tendance pré-Covid

Pour des raisons pratiques, notre analyse de la section 3 du Chapitre 1 se fonde sur les (nouveaux) comptes nationaux trimestriels au premier trimestre 2024 en utilisant l'approche de Devulder *et al.* (2024)¹. Cette étude, qui utilisait les anciens comptes nationaux trimestriels (en année de base 2014) et s'arrêtait au troisième trimestre 2023, obtenait un écart de la productivité du travail par tête par rapport au niveau prédit par la tendance pré-Covid sur la période 2010-2019 de 8,5 %. Dans notre analyse du Chapitre 1, en utilisant les nouveaux comptes nationaux trimestriels (en année de base 2020) et en s'arrêtant au premier trimestre 2024, cet écart n'était plus que de 5,9 %.

Nous nous sommes donc assurés de la pertinence de notre analyse dans ce Chapitre 1, notamment au regard des derniers chiffres économiques et de la situation reflétée dans les publications plus récentes. Sur cette base, l'ensemble de nos résultats restent pertinents pour trois raisons principales.

D'une part, le décrochage de la productivité apparente du travail au dernier trimestre 2024 par rapport à la tendance 2010-2019 est de 5,6 % (contre 5,9 % au premier trimestre). D'autre part, les secteurs qualifiés alors de plus gros contributeurs à ce décrochage restent non seulement inchangés mais leur contribution s'est même renforcée. Enfin, les chiffres d'apprentissage au 31 décembre 2024 sont bien en ligne avec ceux du 31 décembre 2023 que nous avons utilisés dans le chapitre.

Le tableau A1 ci-dessous compare les résultats obtenus avec la situation au dernier trimestre 2024 avec les chiffres du tableau 6 du premier chapitre du rapport, c'est-à-dire ceux calculés avec les comptes nationaux trimestriels au premier trimestre 2024.

¹ Devulder A., Ducoudré B., Lemoine M., Zuber T. (2024), « [Comment expliquer les pertes de productivité observées en France depuis la période pré-Covid ?](#) », *Bulletin de la Banque de France*, vol. 251(1), mars-avril 2024.

Tableau A1 –Évolution du niveau de la productivité apparente du travail entre le 1^{er} et le 4^e trimestre 2024

	Comptes nationaux trimestriels au 1 ^{er} trim. 2024 (chiffres du Chapitre 1)		Comptes nationaux trimestriels au 4 ^e trim. 2024		Écart	
	Décrochage/tendance au 1 ^{er} trimestre	Contribution au décrochage	Décrochage/tendance au 4 ^e trimestre	Contribution au décrochage	Décrochage/tendance au dernier point	Contribution au décrochage
Commerce (G)	16.8	3.1	18.1	3.4	1.3	0.3
Construction (F)	14.6	1.4	14.1	1.4	-0.5	0.0
Autres branches industrielles (C5)	14.8	1.2	16.9	1.4	2.1	0.2
Industrie agro-alimentaires (C1)	12.6	0.4	15.6	0.5	3.0	0.1
Biens d'équipement (C3)	9.0	0.2	10.4	0.2	1.4	0.0
Énergie, eau, déchets (DE)	12.9	0.2	11.8	0.2	-1.1	0.0
Services immobiliers (L)	9.7	0.2	8.2	0.2	-1.5	0.0
Matériels de transport (C4)	4.0	0.0	9.0	0.1	5.0	0.1
Transport (H)	3.1	0.2	1.3	0.1	-1.8	-0.1
Services financiers (K)	3.7	0.2	1.4	0.1	-2.3	-0.1
Services aux ménages (RU)	0.1	0.0	0.3	0.0	0.2	0.0
Cokéfaction et raffinage (C2)	-85.5	0.0	-100.4	0.0	-14.9	0.0
Hébergement-restauration (I)	1.0	0.1	-0.6	0.0	-1.6	-0.1
Information-communication (J)	0.6	0.0	-1.2	-0.1	-1.8	-0.1
Services aux entreprises (MN)	-4.3	-0.9	-6.4	-1.4	-2.1	-0.5
Effet structure		-0.4		-0.4		0.0
Total marchand non agricole	5.9	5.9	5.6	5.6	-0.3	-0.3

Source : Insee ; calculs CNP

ANNEXE 3

La sensibilité des résultats à certaines hypothèses est relativement importante

Afin de vérifier la solidité des résultats, nous avons effectué une analyse de sensibilité en modifiant la valeur de l'élasticité de l'emploi au coût du travail. Certaines d'entre elles sont possiblement trop conservatrices. Notamment, cette élasticité, pour laquelle nous avons retenu une valeur de 1,5, pourrait potentiellement être bien supérieure. En effet, cette estimation est assez prudente par rapport à la littérature (Cahuc *et al.*, 2019¹, Kramarz et Philippon, 2001² ; Crépon et Desplatz, 2001³ ; Abowd *et al.*, 2000⁴).

Par exemple, d'après Cahuc *et al.* (2019), selon que l'on interprète la baisse du coût moyen du travail qu'est l'apprentissage comme une baisse des salaires ou comme des crédits à l'embauche, l'ampleur de l'effet induit par cette baisse du coût moyen du travail sur l'emploi diffère : les crédits à l'embauche auraient un effet bien plus important qu'une baisse des salaires commune à tous les employés. Plus précisément, l'élasticité de l'emploi par rapport à la variation du coût du travail induite par un crédit à l'embauche serait de -4, avec un intervalle de confiance de [-6,-2]. C'est bien supérieur à la valeur de -1,5 qui correspond à la borne inférieure de l'estimation de l'élasticité de l'emploi par rapport à la variation du coût du travail induite par une baisse générale des salaires. Or, le dispositif d'apprentissage pourrait bien être interprété comme des crédits à l'embauche plutôt qu'une baisse du niveau des salaires. En prenant une élasticité de -4, on obtient une contribution de l'apprentissage au décrochage de la productivité apparente du travail de 3,9 points de pourcentage. C'est

¹ Cahuc P., Carcillo S. et Le Barbanchon T. (2019), « The effectiveness of hiring credits », *The Review of Economic Studies*, vol. 86(2), mars, p. 593-626.

² Kramarz F. et Philippon T. (2001), « [The impact of differential payroll tax subsidies on minimum wage employment](#) », *Journal of Public Economics*, vol. 82(1), octobre, p115-146.

³ Bruno Crépon B. et Rozenn Desplatz R. (2001), « [Une nouvelle évaluation des effets des allégements de charges sociales sur les bas salaires](#) », *Economie et statistique*, n° 348, mars, Insee, p. 3-24.

⁴ Abowd J. M., Kramarz F., Margolis D. N. et Philippon T. (2000), « [The tail of two countries: Minimum wages and employment in France and the United States](#) », IZA Discussion Papers, n° 203, septembre.

5,8 points de pourcentage en prenant la borne inférieure de l'intervalle de confiance de -6, et 2,1 points de pourcentage en prenant la borne supérieure de -2.

Ensuite, comme on l'a vu, pour estimer l'importance de l'effet de composition de la main-d'œuvre, nous prenons pour nos calculs précédents le coefficient de -0,5 trouvé par Bourlès *et al.* (2012)¹. Cependant, ce coefficient est une moyenne (estimée sur différents pays et sur une période donnée), avec une importante incertitude statistique. Or, deux raisons poussent à supposer que l'effet de composition en 2023 est plus important que le coefficient trouvé par Bourlès *et al.* (2012) pour la période 1986-2006.

La première est que le chômage est en France à un niveau inférieur à ce qu'il a pu être en moyenne sur la période d'étude, et donc que sa réduction pourrait avoir un effet d'autant plus important sur la productivité. À mesure que le chômage recule, les personnes qui restent disponibles à l'embauche, c'est-à-dire qui constituent le stock de chômeurs dans lequel on puise pour alimenter la croissance de l'emploi, sont moins productives. La seconde est que cette baisse du chômage, dont le niveau est déjà plus faible, est spécifiquement alimentée par l'entrée dans l'emploi de chômeurs longue durée.

Nous pourrions ainsi supposer que l'effet n'est pas linéaire : l'élasticité pourrait prendre une valeur différente selon l'état du cycle, en étant possiblement d'autant plus élevée (en valeur absolue) que le chômage est bas. Si tel était le cas, la borne supérieure de l'intervalle de confiance de -0,75 impliquée par l'écart-type de l'estimation dans Bourlès *et al.* (2012) pourrait être plus adaptée. La contribution de l'effet de composition au décrochage de la productivité par rapport à sa tendance d'avant-crise passerait ainsi à 1,4 point de pourcentage. Notons que le résultat, qui est simplement le produit de ce coefficient avec la variation du taux d'emploi, est mécaniquement très sensible à sa valeur. La sensibilité est d'autant plus forte que l'écart de taux d'emploi entre 2019 et 2024 est important.

En tenant compte de ces différentes variantes, l'apprentissage, la rétention de la main-d'œuvre ainsi que les effets de composition pourraient expliquer jusqu'à 9,5 points de pourcentage du décrochage de la productivité apparente du travail par tête par rapport à sa tendance de 2010-2019 pour l'ensemble du secteur marchand non-agricole. L'apprentissage contribuerait à hauteur de 3,9 points de pourcentage (contre 1,5 précédemment), l'effet de composition à 1,4 point de pourcentage (contre 0,9

¹ Bourlès R., Cette G. et Cozarenc A. (2012), « [Employment and Productivity: Disentangling Employment Structure and Qualification Effects](#) », *International Productivity Monitor*, vol. 23, Centre for the Study of Living Standards, p. 44-54.

précédemment), et la rétention de main-d'œuvre à hauteur de 4,2 points de pourcentage (contre 0,7 précédemment) si l'on retient uniquement la borne supérieure de la rétention estimée pour chaque branche.

Au total, ces hypothèses moins conservatrices apportent un surcroît d'explication de 3,6 points de pourcentage par rapport aux 5,9 % de décrochage à expliquer, suggérant que les effets maximaux ne peuvent valoir pour tous les effets en même temps, que certaines explications se recoupent ou que des facteurs, jouant potentiellement dans l'autre sens, ont été ignorés.

ANNEXE 4

Calcul de l'effet net sur l'emploi des mesures en faveur de l'apprentissage

Le nombre total d'apprentis fin 2023 est connu, mais on ne peut pas observer directement combien d'emplois supplémentaires nets sont réellement dus aux mesures prises entre 2019 et 2024 pour encourager l'apprentissage. Il est possible qu'une partie des apprentis aient été substitués à d'autres salariés ou, à l'inverse, que l'embauche d'apprentis à un coût moindre pour les entreprises ait entraîné un surcroît d'embauches d'autres salariés. Suivant l'approche de Devulder *et al.* (2024), nous estimons le surplus d'emplois net dû à ces mesures à partir de leur effet sur le coût salarial unitaire moyen de la population concernée, en utilisant une élasticité de l'emploi au coût du travail tirée de la littérature économique.

Nous faisons l'hypothèse que les effets de substitution ou de complémentarité de l'apprentissage ne concernent que les salariés au Smic. La population totale d'apprentis et de salariés au Smic est notée N_{24} (somme du nombre d'apprentis N_{a24} et du nombre de salariés au Smic) ; elle se situe autour de 3 600 000 (les derniers chiffres disponibles sont environ 2 700 000 salariés au Smic dans les branches marchandes au 1^{er} janvier 2023 et environ 900 000 apprentis au 31 décembre 2023).

Les incitations à l'embauche d'apprentis consistent essentiellement en :

- des minima légaux de rémunération inférieurs au Smic, qui dépendent de l'âge de l'apprenti. Ces dispositions existaient déjà en 2019 et les salaires, exprimés en pourcentage du Smic, n'ont pas évolué depuis ;
- une prime forfaitaire à l'embauche d'un apprenti à partir du 1^{er} juillet 2020. En 2023 et 2024, cette prime s'élève à 6 000 euros. À noter que des aides similaires existaient déjà en 2019, mais leurs conditions d'octroi étaient beaucoup plus restrictives. Pour simplifier l'analyse, nous considérons que cette prime forfaitaire de 6 000 euros est la seule nouvelle mesure d'incitation prise entre 2019 et 2024.

À partir de ces éléments et de nos hypothèses de productivité des différentes catégories d'apprentis par rapport à celle d'un salarié au Smic (voir le premier point de la section 2.3 du Chapitre 1), nous calculons de manière simplifiée le coût salarial unitaire moyen c_{24} de la population N_{24} en fonction du coût salarial unitaire moyen des salariés au Smic

en 2024 (noté c_{s24}). Pour le calcul du coût salarial unitaire des apprentis c_{a24} , la prime forfaitaire de 6 000 euros est répartie sur 14 mois – qui est approximativement la durée moyenne des contrats d'apprentissage. Ainsi, rapportée à un coût salarial mensuel autour de 1 850 euros pour un salarié au Smic, la prime représente un allègement d'environ 23 %. Le salaire minimal d'un apprenti au niveau du Smic est également calculé sur la base d'une durée de contrat de 14 mois et en supposant que le niveau de diplôme correspond à l'âge. Le Tableau A2 résume le calcul des coûts salariaux unitaires des apprentis en fonction de leur niveau de diplôme.

Tableau A2 – Coûts salariaux unitaires des apprentis par niveau de diplôme

Niveau de diplôme	Sans	CAP	Bac	Bac +2	Bac +3	>= Bac +5
Salaire min. (en % du Smic) (a)	28	28	44	44	54	54
Prime (en % du Smic) (b)	-23	-23	-23	-23	-23	-23
Coût salarial (en % du Smic) (a)-(b)	5	5	21	21	31	31
Quotité de travail (c)	0,75	0,75	0,75	0,75	0,75	0,75
Productivité relative (d)	0,6	0,7	1	1,3	1,3	1,9
CSU (en% du Smic) ((a)-(b))/(c)/(d)	11,1	9,5	28,0	21,5	31,8	21,8
Effectif (milliers)	191	94	351	138	188	24

Source : Insee, Dares ; calculs CNP

Le coût salarial unitaire moyen des apprentis est alors calculé en faisant une moyenne pondérée ; il s'élève à $c_{a24} = 22,6\%$ du coût salarial unitaire moyen des salariés rémunérés au Smic. On trouve alors l'expression recherchée du coût salarial unitaire moyen de la population N_{24} :

$$c_{24} = N_{a24}/N_{24} \times c_{a24} + (1-N_{a24}/N_{24}) \times c_{s24} \approx 81\% \times c_{s24}$$

On se place à présent dans une situation contrefactuelle où l'aide forfaitaire de 6 000 euros n'existerait pas en 2024 et on cherche à estimer quel serait alors le niveau d'emploi N'_{24} de la population totale d'apprentis et de salariés au Smic. Pour cela, on estime le coût salarial unitaire moyen contrefactuel de cette population, noté c'_{24} , en suivant la même méthode que précédemment. Comme on ignore quels seraient alors les effectifs des différentes catégories d'apprentis et des salariés au Smic, on fait l'hypothèse que leurs poids respectifs dans N'_{24} seraient identiques à ce qu'ils étaient en 2019 – année où l'on considère que les entreprises ne bénéficiaient pas de la prime forfaitaire pour l'embauche d'un apprenti. Fin 2019, la population d'apprentis et de salariés au Smic N_{19} s'élevait à environ 2 400 000, dont à peu près 1 950 000 salariés

au Smic et 450 000 apprentis. Comme plus haut, le Tableau A3 suivant résume le calcul des coûts salariaux unitaires des apprentis en fonction de leur niveau de diplôme.

Tableau A3 – Synthèse des coûts salariaux unitaires des apprentis

Niveau de diplôme	Sans	CAP	Bac	Bac +2	Bac +3	>= Bac +5
Coût salarial (en % du Smic) (a)	28	28	44	44	54	54
Quotité de travail (b)	0,75	0,75	0,75	0,75	0,75	0,75
Productivité relative (c)	0,6	0,7	1	1,3	1,3	1,9
CSU (en % du Smic) (a)/(c)/(d)	62,2	53,3	58,7	45,1	55,4	37,9
Effectif 2019 (en milliers)	124	84	133	65	46	13

Source : Insee, Dares ; calculs CNP

En calculant une moyenne pondérée par les effectifs de 2019, on trouve que le coût salarial unitaire moyen contrefactuel des apprentis s'élèverait à $c'_{a24} = 55,8\%$ du coût salarial unitaire moyen des salariés rémunérés au Smic. On obtient alors l'expression du coût salarial unitaire moyen de la population N'_{24} :

$$c'_{24} = N_{a19}/N_{19} \times c'_{a24} + (1 - N_{a19}/N_{19}) \times c_{s24} \approx 92\% \times c_{s24}$$

On applique enfin une élasticité de l'emploi au coût du travail, notée ε , à l'écart entre le coût salarial unitaire de 2024 et le coût salarial unitaire contrefactuel, pour trouver l'effet net de l'introduction de la prime forfaitaire d'aide à l'embauche sur l'emploi de la population totale des salariés au Smic et des apprentis. On retient pour ε une valeur de base de -1,5 (voir premier point de la section 2.3 du Chapitre 1) :

$$N_{24}/N'_{24} - 1 = \varepsilon \times (c_{24}/c'_{24} - 1) = \varepsilon \times (0,81/0,92 - 1) \approx 1,5 \times 0,12 = 18\%$$

Et :

$$N_{24} - N'_{24} = N_{24} \times 0,18 / (1 + 0,18) \approx 560\,000$$

On trouve ainsi finalement que les mesures supplémentaires d'incitation à l'embauche d'apprentis adoptées entre 2019 et 2024 auraient permis de créer près de 560 000 emplois nets supplémentaires, ce qui, rapporté à un emploi total marchand d'environ 21 millions, représente à valeur ajoutée inchangée une baisse de productivité de 2,7 points.

ANNEXE 5

Modélisation des parts de marché¹

Source des données et concepts utilisés

La part de marché à l'exportation du pays j se définit comme le rapport entre les exportations du pays à la date t en valeur, X_{jt} et les exportations mondiales en valeur (soit la somme des exportations des J pays du champ considéré) :

$$Part_{jt} = \frac{X_{jt}}{\sum_i^J X_{it}}$$

Plusieurs institutions collectent différentes données nationales, issues généralement des douanes dans le cas des exportations de biens, afin de mesurer les parts de marché par zone. Les données mobilisées dans cette étude proviennent de l'organisme néerlandais du Centraal Plan Bureau (CPB). L'analyse désagrégée par produit et par pays repose en revanche sur les données de l'Organisation des Nations unies (nommées UN Comtrade), qui ont l'avantage d'être extrêmement détaillées (plus de 5 000 produits).

Pour distinguer ce qui, dans l'évolution des parts de marché, relève de la spécialisation géographique de chaque pays de ce qui relève de la performance à l'export par rapport à la concurrence sur chaque marché tiers, on définit ainsi la performance à l'exportation comme l'évolution des parts de marché non expliquée par l'orientation géographique des exportations.

Pour calculer cette performance à l'exportation, il est nécessaire de mobiliser le concept de demande mondiale adressée à chaque pays. La demande mondiale adressée au pays j mesure ce que seraient les exportations de j si la part de marché chez chacun de ses partenaires restait constante par rapport à l'année précédente. Il s'agit donc d'une mesure de la demande des marchés extérieurs sur lesquels les

¹ Cette annexe est fondée sur l'analyse de la compétitivité par produit issue de Insee (2024), *Du PIB, des Jeux, des inconnues*, coll. « Note de conjoncture », juillet.

entreprises de j sont présentes. Le taux de croissance de la demande mondiale adressée à j à t , ΔDM_{jt} s'écrit :

$$\Delta DM_{jt} = \sum_i^I \Delta M_{it} \frac{X_{ji,t-1}}{\sum_i^I X_{ji,t-1}}$$

Avec :

- ΔM_{it} le taux de croissance des importations en volume du pays i de l'année courante ;
- $X_{ji,t-1}$ les exportations du pays j vers le pays i en valeur l'année précédente ;

La performance à l'exportation de j se mesure alors comme le ratio des exportations en volume de j sur la demande mondiale adressée à j :

$$Performance_{jt} = \frac{X_{jt}}{DM_{jt}}$$

Étant calculée en volume, la performance à l'exportation permet également – contrairement aux parts de marché – de neutraliser les effets des variations relatives des prix. Les données relatives aux demandes mondiales en biens en volume adressées aux différents pays proviennent de la Direction générale du Trésor (2024)¹, les exportations de biens en volume proviennent des comptes nationaux des différents pays – à l'exception de la Chine, où les exportations de biens en volume sont calculées à partir des exportations de biens en valeur issues des douanes chinoises déflatées par le prix des exportations chinoises en biens du CPB.

Traitements statistiques de la base de données UN Comtrade

La base de données UN Comtrade compile les données douanières d'un grand nombre de pays et permet d'obtenir des informations extrêmement granulaires (près de 5 000 produits pour la nomenclature la plus fine) sur les exportations des différents pays du monde. Dans cet éclairage, un niveau d'agrégation d'une centaine de produits est considéré. À ce niveau d'agrégation, le passage de la nomenclature des douanes utilisée par UN Comtrade à la nomenclature des secteurs d'activité (NAF) est imparfait. Par exemple, les secteurs des transports (automobile, aéronautique, etc.) issus de

¹ DGDDI (2024), « Voitures électriques : vive expansion dans les échanges de voitures de la France depuis six ans », *Études et éclairages*, n° 96, Direction générale des Douanes et des Droits indirects, janvier.

UN Comtrade et utilisés dans le présent éclairage ne recouvrent que l'assemblage des véhicules et non pas la construction des moteurs, contrairement à la NAF.

De plus, la base de données UN Comtrade pour 2023 (et en moindre mesure pour 2022) est incomplète. Un peu plus de 50 % des pays sont présents à la fois en 2019 et 2023 pour chaque secteur d'activité. En termes de montant, le champ restreint des pays présents en 2023 représente plus de 80 % du commerce mondial. Afin de compléter les données de commerce mondial utilisées dans l'analyse pour la période 2022-2023, les exportations mondiales de chaque produit sont prolongées par leurs évolutions calculées sur le champ restreint des pays présents sur la période 2022-2023.

Décomposition sectorielle des parts de marché

Comptablement, chaque produit contribue à l'évolution des parts de marché agrégée via deux effets :

- un « effet de structure » mesurant l'impact de la déformation de la structure du commerce mondial. Lorsque le poids relatif d'un produit dans le commerce mondial diminue, et que les parts de marché d'un pays sont particulièrement faibles pour ce produit, cela contribue à augmenter les parts de marché d'ensemble du pays ;
- un « effet intra-produit » mesurant l'impact de l'évolution des parts de marché d'un produit donné à structure du commerce mondial inchangée. À noter que cet effet « intra-produit » capte à la fois la « performance pure » de la branche mais également l'orientation géographique du pays.

La formule de décomposition retenue est une décomposition à la Berthier (Berthier, 2002)¹. Soit $Part_{jt}$ les parts de marché du produit j à t , α_{jt} le poids du produit j dans le commerce mondial à t . L'écart de part de marché agrégée entre la date t et la date t_0 (typiquement 2019) s'écrit :

$$\begin{aligned} Part_t - Part_{t_0} = & \underbrace{\sum_j (\alpha_{jt} - \alpha_{jt_0}) \left(\frac{Part_{jt} + Part_{jt_0}}{2} - \frac{Part_t + Part_{t_0}}{2} \right)}_{\text{effet de structure}} \\ & + \underbrace{\sum_j \left(\frac{\alpha_{jt} + \alpha_{jt_0}}{2} \right) (Part_{jt} - Part_{jt_0})}_{\text{effet intra-branche}} \end{aligned}$$

¹ Berthier J.-P. (2002), « Réflexions sur les différentes notions de volume dans les comptes nationaux : comptes aux prix d'une année fixe ou aux prix de l'année précédente, séries chaînées », Document de travail, n° 8, Insee, juin.

ANNEXE 6

Évaluation de la compétitivité d'un pays à l'aide d'un indicateur global de compétitivité¹

Il peut être intéressant d'estimer économétriquement plusieurs dimensions relatives à la compétitivité prix et hors prix simultanément. À cette fin, nous utilisons l'indicateur global de compétitivité, appelé l'indicateur de compétitivité des entreprises (ICE), élaboré par des chercheurs du réseau CompNet². Cet indicateur ICE prend en compte cinq dimensions de performance sur un échantillon de 1 164 entreprises, à savoir la profitabilité de l'activité (calculée par des variables comme le return sur actifs, le taux de marge et les profits opérationnels), les coûts de production, la productivité, les risques financiers et la qualité moyenne des produits vendus par l'entreprise moyenne de chaque pays³.

L'Encadré A1 détaille la construction de l'indicateur ainsi que les variables se rapportant à chacune de ces dimensions de compétitivité. Le Tableau A4 détaille le résultat des régressions. Par construction, un rapport de force s'opère entre ces cinq dimensions de compétitivité contenues dans cet indicateur. Ainsi, par exemple, une hausse du taux de marge des entreprises fera augmenter l'indicateur ICE toutes choses égales par ailleurs. Mais si cette hausse est compensée par la baisse d'une autre variable contenue par l'ICE, celui-ci restera stable. Les variables contenues dans cet indicateur couvrent cinq dimensions de compétitivité, ce qui en fait un indicateur global. Le Tableau A4 présente les résultats des régressions en panel.

Nous testons la sensibilité des parts de marché des secteurs industriels à l'ICE sur l'ensemble de l'échantillon de 2012 à 2020 pour la France, comparativement à l'Union européenne (UE) et l'Allemagne, en distinguant les secteurs à haute et faible valeur ajoutée.

¹ Cette annexe (y compris l'Encadré A1) a bénéficié de la contribution de Marco Matani (CompNet et fellow de l'université de Bocconi) pour laquelle il est fortement remercié par le CNP.

² CompNet (2023), *Firm Productivity Report*, rapport, The Competitiveness Research Network, juillet.

³ C'est un nouvel indicateur composite micro-agrégré calculé sur la base de leurs données construites depuis plusieurs années. Au-delà des principales caractéristiques du calcul de cet indicateur (présenté dans l'Encadré A1), plus de détails sont disponibles dans CompNet (2023).

Encadré A1 – Évaluer la compétitivité relative des firmes

Les cinq dimensions de compétitivité reprises dans l'indicateur ICE se basent sur le cadre théorique proposé par Buckley *et al.* (1988)¹ et appliqué par Lourenço *et al.* (2022). Il est construit sur le modèle micro-agrégré proposé par Amador *et al.* (2022)² et Lourenço *et al.* (2022)³, conformément au manuel de l'OCDE sur la construction d'Indicateurs composites (Nardo *et al.*, 2008)⁴. De manière identique à Lourenço *et al.* (2022), l'ICE est calculé pour l'entreprise *i* comme la moyenne de cinq dimensions $\{D_i^n\}_{n=1,\dots,5}$ avec chaque dimension avec une pondération identique si nous utilisions des données au niveau de l'entreprise. Chaque dimension est alors calculée comme la moyenne d'un nombre NV^n de variables $X_i^{n,v}$. En tant qu'étape préliminaire, chacune de ces variables $X_i^{n,v}$ est standardisée sur une échelle de 0 à 1 en utilisant le minimum et le maximum inter-pays pour le secteur *s* auquel appartient l'entreprise *i* :

$$SX_i^{n,v} = \frac{(X_i^{n,v} - \min_s(X^{n,v}))}{\max_s(X^{n,v}) - \min_s(X^{n,v})}$$

Cela conduit à obtenir l'ICE pour chaque firme *i*, ICE_i , comme suit :

$$ICE_i = \frac{1}{5} \sum_{n=1}^5 D_i^n = \frac{1}{5} \sum_{n=1}^5 \frac{1}{NV^n} \sum_{v=1}^{NV^n} SX_i^{n,v}$$

avec D_i^n pour chaque dimension de l'indicateur pour chaque firme (calculée comme la moyenne d'une série de variables $X_i^{n,v}$ décrites ci-après) et $s=1, \dots, S$ pour tous les macro-secteurs d'un pays *c*.

¹ Buckley P. J., Pass C. L. et Prescott K. (1988), « Measures of international competitiveness: A critical survey », *Journal of Marketing Management*, vol. 4(2), p. 175-200.

² Amador J., Fernandes A. et Nogueira G. (2022), « [The competitiveness of the Portuguese economy: A view from a composite indicator](#) », Banco de Portugal, Economic Studies, p. 29-54.

³ Lourenço M., Magalhães C., Martins F., Pereira M. C. et Reis H. (2022), « [Uma análise da competitividade das empresas em Portugal e em alguns países europeus](#) », Banco de Portugal, Occasional Paper.

⁴ Nardo M., Saisana M., Saltelli A., Tarantola S., Hoffman A. et Giovannini E. (2008), [Handbook on Constructing Composite Indicators: Methodology and User Guide](#), Publications de l'OCDE. Ce manuel est une mise à jour du document publié dans la collection « Statistics Working Paper » de l'OCDE en 2005.

Les cinq dimensions D^n sont appliquées à chaque firme i . Sur cette base, l'ICE est ensuite calculé comme une synthèse correspondant à une série de variables des firmes, comme indiqué dans le tableau suivant.

Tableau A4 – Variables sous-jacentes à l'ICE

Dimension D^n	Caractéristique de la firme	Variables correspondantes $X^{v,n}$
Rendement	Capacité à générer du profit	Rendement sur actifs (ROA), taux de marge (markup), Valeur ajoutée sur les revenus et profits opérationnels
Coûts de production	Contrôle des coûts de production	Marge sur coûts, part des coûts en capital, travail et biens intermédiaires dans les revenus
Productivité	Efficience des facteurs de production	Productivité du travail et du capital ainsi que l'intensité capitalistique
Risque*	Contrôle des risques financiers	Part du collatéral dans les actifs totaux, ratio dette sur le total des actifs et ratio cash-flow sur le total des actifs
Orientation de la qualité	Capacité à développer des avantages compétitifs dans le futur	Ratio actifs intangibles sur revenus, prime salariale (soit salaire réel divisé par salaire minimum), et rendements d'échelle**

* Le facteur de risque se lit comme suit : plus il est élevé, plus la firme est financièrement solide.

** Les rendements d'échelle sont estimés au niveau de l'entreprise en supposant une fonction de production Cobb-Douglas avec des élasticités de production de chaque intrant égales à la part médiane des coûts par pays-secteur-année respective, c'est-à-dire le rapport entre la dépense pour l'intrant donné et le coût total (ce dernier étant la somme des immobilisations, du travail et de la consommation d'intrants intermédiaires).

Source : CompNet

L'annexe 7.2 du rapport CompNet (2023) montre comment les données de CompNet peuvent être utilisées pour calculer la moyenne simple de l'ICE au niveau de l'entreprise ICE_i comme dans la seconde équation ci-dessus, pour tous les macro-secteurs $s = 1, \dots, S$ du pays c en partant des moyennes micro-agrégées standardisées des variables au niveau macro-sectoriel. La moyenne simple de l'ICE au niveau de l'entreprise au niveau national $E^c[ICE_i]$ est obtenue en moyennant les macro-secteurs, en utilisant des pondérations de population. Une modification a été opérée par rapport à l'analyse dans CompNet (2023), laquelle se focalise uniquement les variations entre les pays et les années, pour pouvoir se concentrer sur l'analyse de la France par rapport au reste de l'Union européenne. En effet, en se concentrant uniquement sur un seul pays, les estimations auraient seulement dépendu de variations annuelles, ce qui aurait pu biaiser les résultats compte tenu de la lente évolution d'une de ces indicateurs de compétitivité globaux au fil du temps.

Pour résoudre ce problème, nous avons exploité la modularité des indicateurs ICE (voir l'annexe 7.2 de CompNet, 2023) pour les calculer aux niveaux national et macrosectoriel. Ces indicateurs sont ensuite utilisés comme variables explicatives des parts de marché à l'exportation et de l'indice de Balassa des avantages

comparatifs révélés (RCA). Contrairement aux parts de marché d'Eurostat utilisées dans CompNet (2023), qui ne sont disponibles qu'au niveau des pays, ces deux variables dépendantes peuvent être obtenues au niveau des pays et des macro-secteurs à partir des tableaux ICIO de l'OCDE.

L'équation ci-dessus estimée au niveau macroéconomique est ensuite réécrite pour la France et l'Allemagne en distinguant les secteurs d'activité en fonction de leur contenu en valeur ajoutée, ce qui donne :

Colonne 1 dans le Tableau A5 qui se concentre sur la France :

$$MS_{s,c,t} = \delta_s + \tau_t + \sum_{i=1}^5 \beta^i I_{s,c,t}^i + \sum_{i=1}^5 \underbrace{\beta_{c,VA}^i I_{s,c,t}^i}_{\text{Panel A}} \times D_{c=\text{France}} \times D_{c=\text{France}, VA \in \{\text{haute}, \text{basse}\}} + X_{s,c,t} + \varepsilon_{s,c,t}$$

Panel B, $VA = \text{haute}$
Panel C, $VA = \text{basse}$

Colonne 2 dans le Tableau A5 qui se concentre sur l'Allemagne :

$$MS_{s,c,t} = \delta_s + \tau_t + \sum_{i=1}^5 \beta^i I_{s,c,t}^i + \sum_{i=1}^5 \underbrace{\beta_{c,VA}^i I_{s,c,t}^i}_{\text{Panel A}} \times D_{c=\text{Allemagne}} \times D_{c=\text{Allemagne}, VA \in \{\text{haute}, \text{basse}\}} + X_{s,c,t} + \varepsilon_{s,c,t}$$

Panel B, $VA = \text{haute}$
Panel C, $VA = \text{basse}$

Tableau A5 – Sensibilité des parts de marché aux grandes dimensions de la compétitivité

Part de marché à l'exportation	(1) Pays = France	(2) Pays = Allemagne
A. Toute l'UE		
Rendement (toute l'UE)	0.0935*** (0.0123)	0.0287*** (0.0071)
Maîtrise des coûts de production (toute l'UE)	-0.0991*** (0.0093)	-0.0216*** (0.0039)
Productivité (toute l'UE)	0.1194*** (0.0066)	0.0677*** (0.0040)
Risque (toute l'UE)	0.0395*** (0.0063)	0.0121*** (0.0040)
Orientation qualité (toute l'UE)	0.0096 (0.0059)	0.0251*** (0.0046)
B. Pays à haute VA		
Rendement × pays à haute VA	0.0525* (0.0308)	0.2301*** (0.0410)
Maîtrise des coûts de production × pays à haute VA	0.0663* (0.0358)	-0.0700 (0.0456)
Productivité × pays à haute VA	0.0741 (0.0567)	0.4044*** (0.0465)
Risque × pays à haute VA	-0.1288** (0.0559)	-0.1921*** (0.0358)
Orientation qualité × pays à haute VA	-0.1086** (0.0497)	-0.4493*** (0.0521)
C. Pays à basse VA		
Rendement × pays à basse VA	-0.0247* (0.0139)	0.1159* (0.0610)
Maîtrise des coûts de production × pays à basse VA	0.0467** (0.0198)	-0.3729*** (0.0600)
Productivité × pays à basse VA	-0.1305*** (0.0177)	0.2357*** (0.0807)
Risque × pays à basse VA	0.0831*** (0.0142)	0.1431*** (0.0436)
Orientation qualité × pays à basse VA	-0.0135 (0.0262)	-0.2659*** (0.0409)
Observations	2,780	2,780
Effets fixes de l'industrie	oui	oui
Effets fixes de l'année	oui	oui
R-carré ajusté	0.2210	0.5660

Note : les erreurs-types robustes standards sont entre parenthèses. Les astérisques renvoient au seuil de significativité des p-value : *** p<0,001, ** p<0,05, * p<0,1. § le coefficient estimé pour les recettes réelles totales très faible (proche de zéro en apparence bien que statistiquement significatifs) reflète un effet de dimension puisque cette variable est très large en absolue par rapport aux autres variables, ce qui réduit son coefficient estimé.

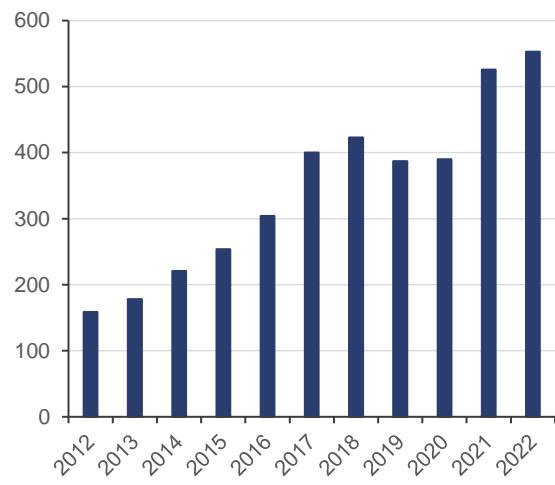
Source : calculs CompNet

ANNEXE 7

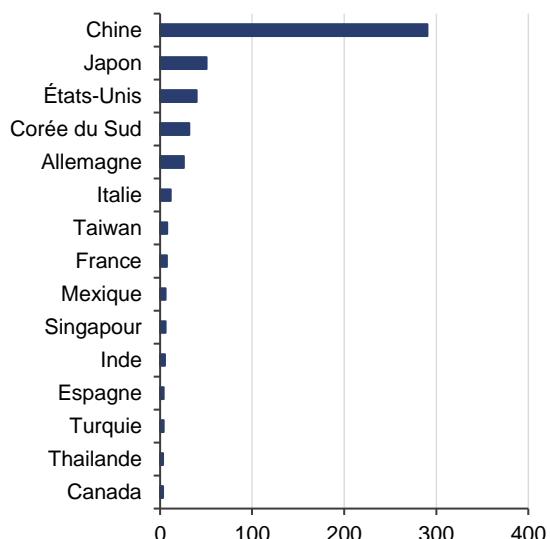
Panorama mondial de l'utilisation des robots et impact anticipé de l'IA générative

Graphique A6 – Nombre de robots industriels installés...

a/ ... dans le monde (2012-2022, en milliers)

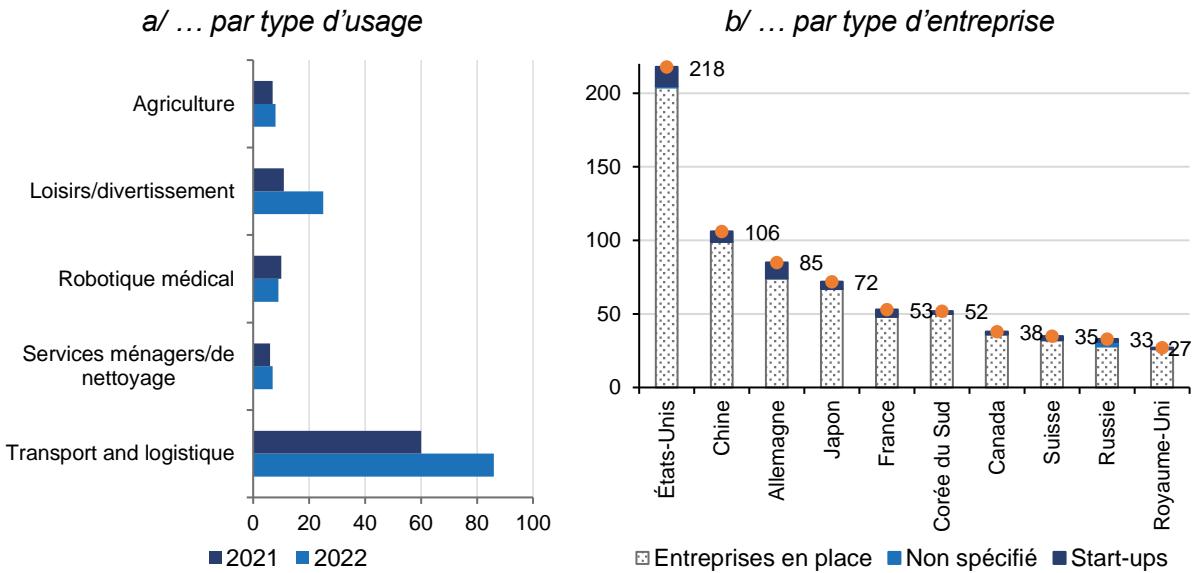


b/ ... par pays (fin 2022, en milliers)



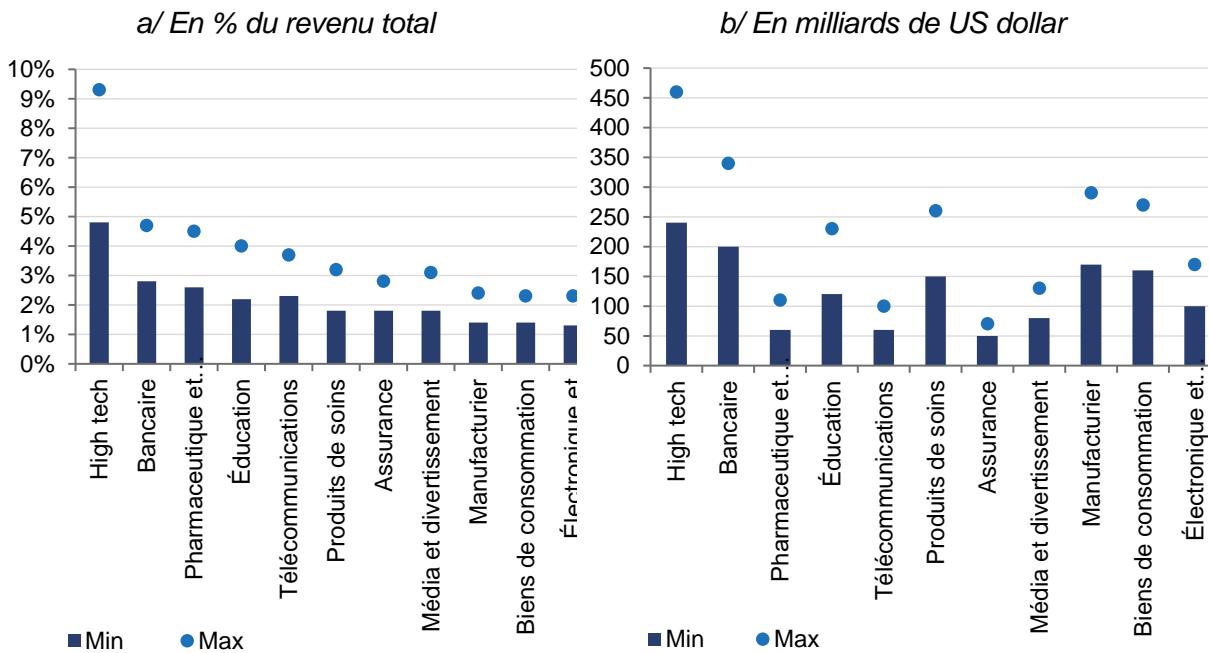
Source: International Federation of Robotics (IFR), 2023 ; graphique issu de Stanford University (2024), [AI Index Report 2024](#), Human-Centered Artificial Intelligence, avril

Graphique A7 – Nombre de fabricants de robots de service professionnels installés dans le monde...



Source: International Federation of Robotics (IFR), 2023 ; graphique issu de Stanford University (2024), AI Index Report 2024, Human-Centered Artificial Intelligence, avril

Graphique A8 – Impact estimé de l'utilisation de l'IA générative sur le revenu total des différents secteurs d'activité



Source : McKinsey & Company Survey (2023) ; graphique issu de Stanford University (2024), AI Index Report 2024, Human-Centered Artificial Intelligence, avril

ANNEXE 8

Questions-types du questionnaire de l'enquête de la Banque européenne d'investissement (EIBIS)

Glossaire

Investissement	Il est considéré qu'une entreprise a investi si elle a dépensé plus de 500 euros par employé pour des activités d'investissement dans l'intention de maintenir ou d'accroître ses recettes futures.
Cycle d'investissement	Il est déterminé en se basant sur les investissements attendus pendant l'exercice financier en cours par rapport à ceux du dernier exercice, ainsi que sur le pourcentage d'entreprises dont les investissements sont supérieurs à 500 euros par employé.
Industrie manufacturière	Selon la nomenclature statistique des activités économiques de l'UE (NACE) : les entreprises du groupe C (industrie manufacturière).
Secteur de la construction	Selon la nomenclature statistique des activités économiques de l'UE (NACE) : les entreprises du groupe F (construction).
Secteur des services	Selon la nomenclature statistique des activités économiques de l'UE (NACE) : les entreprises du groupe G (commerce de gros et de détail) et du groupe I (hébergement et restauration).
Secteur des infrastructures	Selon la nomenclature statistique des activités économiques de l'UE (NACE) : les entreprises des groupes D et E (services collectifs), du groupe H (transports et entreposage) et du groupe J (information et communication).
PME	Entreprises comptant entre 5 et 249 employés.
Grandes entreprises	Entreprises comptant au moins 250 employés.

Remarque : cette synthèse de l'EIBIS 2023 se réfère de manière interchangeable à « l'exercice écoulé », au « dernier exercice financier » ou à « 2022 ». Toutes ces désignations se réfèrent aux résultats recueillis lors de l'EIBIS 2023, la question posée se rapportant à l'exercice écoulé et la majeure partie de l'exercice étant située en 2022 au cas où l'exercice financier ne coïnciderait pas avec l'année civile 2022.

Question sur les technologies avancées

- Q1.** « Dans quelle mesure, le cas échéant, chacune des technologies numériques suivantes est-elle utilisée dans votre entreprise ? Veuillez indiquer si vous n'utilisez pas la technologie en question au sein de votre entreprise. »

Les technologies « utilisées » « dans certaines parties de l'activité » et « autour desquelles toute l'activité est organisée » sont ici regroupées dans une même catégorie. La réponse « technologie unique » s'applique lorsque les entreprises ont utilisé l'une des technologies sur lesquelles elles ont été interrogées.

La réponse est des « technologies multiples » lorsque les entreprises ont utilisé plus d'une des technologies sur lesquelles elles ont été interrogées.

Questions sur l'investissement en innovation

- **Q1.** « Quelle proportion du total de l'investissement effectué au cours du dernier exercice financier était destinée au développement ou à la mise sur le marché de nouveaux produits, procédés ou services ? »
- **Q2.** « Ces produits, procédés ou services étaient-ils nouveaux à l'échelle de l'entreprise, du pays ou du marché mondial ? »

Échantillon : toutes les entreprises dans les secteurs couverts par l'enquête (sauf celles qui ne savent pas ou ont refusé de répondre).

Voir plus de détails dans Banque européenne d'investissement (2024), *Enquête de la BEI sur l'investissement 2023 – France*, synthèse, février.

ANNEXE 9

Méthode d'estimation de la productivité globale des facteurs

Notre variable de productivité globale des facteurs (PGF) – n'étant pas directement observable – est calculé à partir de la fonction de production Cobb-Douglas puis estimée en utilisant la méthode d'estimation semi-paramétrique de Olley et Pakes (1996)¹. Le principal avantage de cette méthode est de contrôler les chocs de productivité non observés en les identifiant à l'aide d'une variable auxiliaire (proxy). Contrairement à Levinsohn et Petrin (2003)² qui utilisent les consommations intermédiaires comme variable auxiliaire (proxy), Olley et Pakes (1996)³ recourent à l'investissement pour approximer ces chocs. Cette approche permet d'estimer la PGF en isolant les effets des intrants (travail et capital) sur la production, tout en corrigeant le biais lié aux ajustements des niveaux d'intrants par les entreprises en fonction de leur productivité anticipée. Ackerberg *et al.* (2015)⁴ proposent un estimateur alternatif qui évite le problème de dépendance fonctionnelle en inversant les fonctions de demande d'intrants conditionnelles au choix du facteur travail⁵.

L'utilisation de retards dans nos estimations ainsi que la proximité de nature de nos deux variables explicatives – correspondant toutes deux à l'adoption d'une technologie digitale (bien que pas les mêmes) et donc potentiellement corrélées – introduit un risque de colinéarité et d'autocorrélation entre celles-ci. Pour évaluer ce risque (auquel cas nos estimations seraient biaisées), nous examinons la matrice de corrélation (Tableau A6).

¹ Voir [Annexe 1](#) et Olley G. S. et Pakes A. (1996), « The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry », *Econometrica*, vol. 64, p. 1263-1297.

² Levinsohn J. et Petrin A. (2003), « [Estimating production functions using inputs to control for unobservables](#) », *The Review of Economic Studies*, vol. 70(2), avril, p. 317-341.

³ *Ibid.*

⁴ Ackerberg D. A., Caves K. et Frazer G. (2015), « [Identification properties of recent production function estimators](#) », *Econometrica*, vol. 83(6), p. 2411-2451.

⁵ À partir de données d'entreprises (FICUS) pour la France, Blanchard et Mathieu (2016) montrent que les élasticités des facteurs de production (capital et travail) estimés avec les méthodes de Levinsohn et Petrin (2003), d'Olley et Pakes (1996) et Ackerberg *et al.* (2015) donnent des résultats très similaires. Voir Blanchard P. et Mathieu C. (2016), « Multinationals and domestic firms in France: Who gains from knowledge spillovers? », *Review of Agricultural, Food and Environmental Studies*, vol. 97(2), p. 109-125.

Tableau A6 – Matrice de corrélation des variables indépendantes utilisées dans les régressions

	digit_bigd			digit_auto		
	L1	-	F1	L1	-	F1
digit_bigd L1	1,00					
-	0,48	1,00				
F1	0,45	0,59	1,00			
digit_auto L1	0,24	0,23	0,24	1,00		
-	0,19	0,28	0,28	0,61	1,00	
F1	0,18	0,23	0,29	0,55	0,64	1,00

Source : EIBIS (2024), [Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024](#), février ; calculs CNP

La corrélation entre les variables digitales contemporaines et retardées sont toutes inférieures à 30 %, ce qui est très faible. Comme ces coefficients de corrélation sont faibles, cela nous permet d'exclure une colinéarité significative.

ANNEXE 10

Test de robustesse

Dans le genre d'exercice effectué dans le Chapitre 3, il y a un risque de causalité inverse, selon lequel les entreprises avec des gains de productivité élevés (peu importe leur niveau de productivité au départ) seraient celles qui digitalisent le plus. Une manière de faire pour évaluer ce risque est d'estimer « un modèle d'avance-retard distribué » (*lead-lag model* en anglais ou encore *binning*) qui estiment à la fois les variables retardées et estimées en vue d'améliorer l'identification du modèle. En effet, comme expliqué dans de Chaisemartin *et al.* (2022)¹, les variables explicatives avancées permettent d'observer une forme de placebo en regardant à la fois l'effet sur le futur et le passé (et donc en vérifiant qu'il n'y a pas d'effets sur le passé) dans le cas où les chocs sont multiples et d'intensité différentes. À l'inverse de Bergeaud *et al.* (2023)², l'objectif ici est de vérifier que le risque de causalité inverse est limité (voire inexistant), ce qui requiert une non-significativité des variables avancées³.

Le Tableau A7 reprend les estimations de notre modèle en y incluant les variables avancées pour l'échantillon complet (colonne [a]), pour les entreprises des secteurs à bas niveau technologique (colonne [b]) et celles dans les secteurs à haut niveau technologique (colonne [c]).

¹ Chaisemartin C., D'Haultfœuille X., Pasquier F. et Vazquez-Bare G. (2022), « [Difference-in-differences for continuous treatments and instruments with stayers](#) », Mimeo, mars.

² Bergeaud A., Zago R. et Schmidt J. (2023), « Patents that match your standards: Firm-level evidence on competition and innovation », Mimeo.

³ Pour une description théorique de ce modèle, voir de Chaisemartin C. *et al.* (2022), « [Difference-in-differences for continuous treatments and instruments with stayers](#) », *op. cit.*, et Schmidheiny K. et Siegloch S. (2023), « On event studies and distributed-lags in two-way fixed effects models: Identification, equivalence, and generalization », *Journal of Applied Econometrics*, vol. 38(5), août, p. 695-713. Pour une application empirique de ce type de modèle, voir en particulier Aghion P., Bergeaud A., Lequien M. et Melitz M. J. (2019), « [The heterogenous impact of market size on innovation: Evidence from French firm-level exports](#) », NBER Working Paper, n° 24600, National Bureau of Economic Research, octobre, ainsi que Bergeaud A., Zago R. et Schmidt J. (2023), « Patents that match your standards... », *op. cit.*

**Tableaux A7 – Estimations de notre modèle en *lead-lag*
pour les différents échantillons**

Variable	[a]	[b]	[c]
PGF (niveau) (L1)	-1.604*** (0.106)	-1.55*** (0.125)	-1.642*** (0.2)
digit_bigd (--)	-0.064 (0.092)	-0.033 (0.117)	-0.146 (0.136)
digit_bigd (L1)	-0.095 (0.085)	-0.095 (0.108)	-0.029 (0.127)
digit_bigd (F1)	-0.052 (0.08)	-0.021 (0.134)	-0.144 (0.134)
digit_auto (--)	0.037 (0.072)	-0.059 (0.086)	0.428*** (0.13)
digit_auto (L1)	-0.07 (0.065)	-0.024 (0.076)	-0.13 (0.121)
digit_auto (F1)	-0.013 (0.066)	-0.032 (0.079)	0.077 (0.115)
Effet fixe année	Oui	Oui	Oui
Effet fixe secteur	Oui	Oui	Oui

Note : *** p < 0,01 ; ** p < 0,05 ; * p < 0,1. Les valeurs entre parenthèses correspondent aux erreurs standards.

Source : EIBIS (2024), [Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024](#), février ; calculs CNP

ANNEXE 11

Rappel statistique pour la transformation des coefficients de régression

Deux cas de figures peuvent se présenter lors de l'interprétation des coefficients de régression, chacune nécessitant une transformation mathématique appropriée :

Premier cas – Interprétation en point de pourcentage

Démonstration :

$$\Delta \ln Y_t = \alpha + \beta D_t + \epsilon_t$$

$$\Delta \ln Y_t = \alpha + \epsilon_t \quad \text{quand } D=0$$

$$\Delta \ln Y_t = \alpha + \beta + \epsilon_t \quad \text{quand } D=1$$

$$\text{Quand } D \text{ passe de 0 à 1 : } \frac{\partial(\Delta \ln Y_t)}{\partial D_t} = E(\Delta \ln Y_t | D_t = 1) - E(\Delta \ln Y_t | D_t = 0) = \beta$$

Comme $\ln Y_t$ est une approximation du taux de croissance => β s'interprète comme une augmentation en points de pourcentage du taux de croissance.

Second cas – Interprétation en pourcentage relatif¹

Démonstration : $\Delta \ln Y_t = \alpha + \beta D_t + \epsilon_t$

$$\Delta \ln Y_t = \ln Y_t - \ln Y_{t-1} = \alpha + \epsilon_t \quad \text{quand } D = 0$$

$$\Delta \ln Y_t = \ln Y_t - \ln Y_{t-1} = \alpha + \beta + \epsilon_t \quad \text{quand } D = 1$$

$$\ln\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right) = \alpha + \epsilon_t \quad \text{quand } D = 0$$

$$\ln\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right) = \alpha + \beta + \epsilon_t \quad \text{quand } D = 1$$

¹ Comme dans Acemoglu D. et Restrepo P. (2020), « Robots and jobs: Evidence from US labor markets », *Journal of Political Economy*, vol. 128(6), juin, p. 2188-2244.

$$\frac{Y_t}{Y_{t-1}} = e^{\alpha+\epsilon_t} \quad \text{quand } D = 0$$

$$\frac{Y_t}{Y_{t-1}} = e^{\alpha+\beta+\epsilon_t} \quad \text{quand } D = 1$$

$$Y_t = Y_{t-1} \cdot e^{\alpha+\epsilon_t} \quad \text{quand } D = 0$$

$$Y_t = Y_{t-1} \cdot e^{\alpha+\beta+\epsilon_t} \quad \text{quand } D = 1$$

$$\frac{Y_t|D_t=1}{Y_t|D_t=0} = \frac{Y_{t-1} \cdot e^{\alpha+\beta+\epsilon_t}}{Y_{t-1} \cdot e^{\alpha+\epsilon_t}} = \frac{e^{\alpha+\epsilon_t} \cdot e^\beta}{e^{\alpha+\epsilon_t}} = e^\beta$$

$$\frac{Y_t|D_t=1 - Y_t|D_t=0}{Y_t|D_t=0} = \frac{Y_t^1 - Y_t^0}{Y_t^0} = e^\beta - 1 = \text{L'effet relatif de } D \text{ sur } Y \text{ (pas sur } \Delta \ln Y \text{).}$$

Bibliographie

- Acemoglu D. (2024), « [The simple macroeconomics of AI](#) », NBER Working Paper, n° 32487, National Bureau of Economic Research, mai.
- Acemoglu D., Lelarge C. et Restrepo P. (2020), « Competing with robots: Firm-level evidence from France », *AEA Papers and Proceedings*, vol. 110, mai, p. 383-388.
- Acemoglu D. et Restrepo P. (2020), « Robots and jobs: Evidence from US labor markets », *Journal of Political Economy*, vol. 128(6), juin, p. 2188-2244.
- Acemoglu D. et Restrepo P. (2019), « Artificial Intelligence, Automation, and Work », chapitre 8, dans Agrawal A., Gans J. et Goldfarb A. (dir.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, National Bureau of Economic Research Conference Report.
- Acemoglu D. et Restrepo P. (2018), « [The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares and employment](#) », *American Economic Review*, vol. 108(6), p. 1488-1542.
- Aghion P., Antonin C., Bunel S. et Jaravel X. (2020), « What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France », CEPR Discussion Paper n° DP14443, février.
- Aghion P. et Bouverot A. (2024), *IA. Notre ambition pour la France*, rapport de la Commission de l'intelligence artificielle, septembre.
- Aghion P. et Bunel S. (2024), « [AI and growth: Where do we stand?](#) », Mimeo, juin.
- Aiyar S., Ebeke C. et Shao X. (2016), « [The impact of workforce aging on European productivity](#) », IMF Working Paper Series, n° WP/16/238, Fonds monétaire international, décembre.
- Almunia M., Antràs P., Lopez-Rodriguez D. et Morales E. (2021), « [Venting out: Exports during a domestic slump](#) », *American Economic Review*, vol. 111(11), novembre, p. 3611-3662.
- Askenazy P., Cupillard É., Houriez G., Jauneau Y. et Roucher D. (2024), « [À la recherche des gains de productivité perdus depuis la crise sanitaire](#) », *Blog de l'Insee*, 19 juillet.
- Atkin D., Schoar A. et Shinde S. (2023), « [Working from home, worker sorting and development](#) », NBER Working Paper, n° 31515, National Bureau of Economic Research.
- Atkinson A. B. (2005), *The Atkinson Review: Final Report. Measurement of Government Output and Productivity for the National Accounts*, Basingstoke, Palgrave Macmillan.
- Autor D. H. (2015), « Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation », *Journal of Economic Perspectives*, vol. 29(3), p. 3-30.

- Autor D., Chin C., Salomons A.M. et Seegmiller B. (2022), « [New frontiers: The origins and content of new work, 1940-2018](#) », NBER Working Paper, n° 30389, National Bureau of Economic Research, août.
- Babet D. et Welter-Médée C. (2023), « [Lien entre diplôme des salariés et productivité des entreprises](#) », dans Insee (2023), *Les entreprises en France. Édition 2023*, coll. « Insee Références », décembre.
- Banque européenne d'investissement (2024), *EIB Investment Report 2023/2024: Transforming for Competitiveness*.
- Bardaji J., Campagne B., Khder M.-B., Dufernez A.-S., Elezaar C., Lafféter Q., Leblanc P., Masson E., Partouche H. et Simon O. (2017), « [Le modèle macro économétrique Mésange : réestimation et nouveautés](#) », Document de travail, n° 2017/04, Insee, mai.
- Beaudreau B. C. (1995), « [The impact of electric power on productivity: A study of US manufacturing 1950-84](#) », *Energy Economics*, vol. 17(3), juin, p. 231-236.
- Bellone F. et Chiappini R. (2016), *La compétitivité des pays*, Paris, La Découverte, coll. « Repères ».
- Bénassy-Quéré A., Gourinchas P.-O., Martin P. et Plantin G. (2014), « [L'euro dans la "guerre des monnaies"](#) », *Les Notes du conseil d'analyse économique*, n° 11, janvier.
- Benmelech E. et Zator M. (2022), « [Robots and firm investment](#) », NBER Working Paper, n° 2966, National Bureau of Economic Research, janvier.
- Bergeaud A. (2024), *Monetary Policy in an Era of Transformation. The Past, Present and Future of European Productivity*, ECB Forum on Central Banking, 1-3 juillet 2024.
- Bergeaud A., Cette G. et Drapala S. (2023), « [Telework and productivity before, during and after the Covid-19 crisis](#) », *Economie et Statistiques*, n° 539, juillet, Insee, p. 73-89.
- Bergeaud A., Cette G. et Lecat R. (2016), « [Productivity trends in advanced countries between 1890 and 2012](#) », *Review of Income and Wealth*, vol. 62(3), p. 420-444.
- Berthier J.-P. (2002), « [Réflexions sur les différentes notions de volume dans les comptes nationaux : comptes aux prix d'une année fixe ou aux prix de l'année précédente, séries chaînées](#) », Document de travail, n° 8, Insee, juin.
- Besiroglu T. et Hobbahn M. (2022), *Trends in GPU Price-Performance*, rapport technique, EpochAI, juin.
- Bock S., Elewa A., Guillou S., Napoletano M., Nesta L., Salies E. et Treibich T. (2024), « [Le décrochage européen en question](#) », *OFCE Policy brief*, n° 128, 16 mai.
- Bourlès R., Cette G. et Cozarenc A. (2012), « [Employment and Productivity: Disentangling Employment Structure and Qualification Effects](#) », *International Productivity Monitor*, vol. 23, Centre for the Study of Living Standards, p. 44-54.

- Bozio A. et Wasmer E. (2024), *Articulation entre les salaires, le coût du travail et la prime d'activité. Point d'étape*, mission confiée par la Première ministre Élisabeth Borne, avril.
- Bräuer R. (2024), « *The Aggregate Effects of the Decline of Disruptive Innovation* », présentation à la 13^e conférence CompNet à Malte les 20 et 21 juin 2024.
- Brynjolfsson E., Li D. et Raymond L.R. (2023), « *Generative AI at work* », NBER Working Paper, n° 31161, National Bureau of Economic Research, avril.
- Cahuc P., Carcillo S. et Le Barbanchon T. (2019), « The effectiveness of hiring credits », *The Review of Economic Studies*, vol. 86(2), mars, p. 593-626.
- Cette G., Devillard A. et Spiezia V. (2022), « Growth factors in developed countries: A 1960-2019 growth accounting decomposition », *Comparative Economic Studies*, vol. 64(2), p. 159-185.
- Cezar R. et Cartellier F. (2019), « *Compétitivité prix et hors prix. Leçons des chaînes de valeur mondiales* », *Bulletin de la Banque de France*, n° 224/2, juillet-août.
- Choi J. H., Monahan A. et Schwarcz D. (2024), « *Lawyering in the age of artificial intelligence* », *Minnesota Law Review*, vol. 109(1), novembre, p. 147-2018.
- Chui M., Hazan E., Roberts R., Singla A., Smaje K., Sukharevsky A., Yee L. et Zemmel R. (2023), *The Economic Potential of Generative AI: The Next Productivity Frontier*, McKinsey & Company.
- CNP (2023), *Bilan des crises. Compétitivité, productivité et transition climatique*, quatrième rapport, décembre.
- Cockburn I. M., Henderson R. et Stern S. (2019), « The impact of artificial intelligence on innovation: An exploratory analysis », dans Agrawal A., Gans J. S. et Goldfarb A. (dir.), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, Chicago, University of Chicago Press/NBER, p. 115-146.
- Commission européenne (2024), *European Innovation Scoreboard 2024*, juin.
- Commission européenne (2023), « *European Business Cycle Indicators. A new survey-based labour hoarding indicator* », n° 66, juillet, pour une explication détaillée de la construction de cet indicateur.
- Commission européenne (2015), *Compléter l'Union économique et monétaire. Le rapport des cinq présidents*, juin.
- Condé J. et Fergu Y. (2023), *Usages et impacts de l'IA sur le travail au prisme des décideurs*, rapport d'enquête, Laboria Explorer.
- Cotterlaz P., Jean S. et Vicard V. (2022a), « *Les multinationales françaises, fer de lance du commerce extérieur français, mais aussi de sa dégradation* », *La Lettre du CEPII*, n° 427, mai.

- Cotterlaz P., Jean S. et Vicard V. (2022b), « [Multinational enterprises and the French trade deficit](#) », CEPII Policy Brief, n° 2022-38, octobre.
- Crafts N. (2004), « Steam as a general purpose technology: A growth accounting perspective », *The Economic Journal*, vol. 114(495), avril, p. 338-351.
- Crépon B., Deniau N. et Pérez-Duarte S. (2003), « [Wages, productivity and worker characteristics: A French perspective](#) », Working Papers n° 2003-04, CREST.
- Criscuolo C., Gal P., Leidecker T., Losma F. et Nicoletti G. (2023), « [The role of telework for productivity during and post Covid-19: results from an OECD survey among managers and workers](#) », *Economie et Statistiques*, n° 539, juillet, Insee, p. 51-72.
- Dares (2024), « [La situation du marché du travail au 2^e trimestre 2024](#) », données trimestrielles, août.
- Dares (2024), *Le contrat d'apprentissage. Les caractéristiques de entrées en apprentissage entre 1993 et 2023*, données annuelles, décembre.
- Dares (2024), *Les emplois vacants*, données trimestrielles, décembre.
- Daudin G., Monperrus-Veroni P., Rifflart C. et Schweiguth D. (2006), « [Le commerce extérieur en valeur ajoutée](#) », *Revue de l'OFCE*, vol. 2006/3, n° 98), juillet, p. 129-165.
- Debonneuil M. et Fontagné L. (2003), *Compétitivité*, rapport du Conseil d'analyse économique.
- Dell'Acqua F., McFowland E., Mollick E. R., Lifshitz-Assaf H., Kellogg K., Rajendran S., Krayer L., Cadelon F. et Lakhani K. R. (2023), « [Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality](#) », Harvard Business School Working Paper, n° 24-013, septembre.
- Deng L., Müller S., Plümpe V. et Stegmaier J. (2023), « [Robots, occupations, and worker age: A production-unit analysis of employment](#) », IZA Discussion Paper, n° 16128, mai.
- Devulder A., Ducoudré B., Lemoine M., Zuber T. (2024), « [Comment expliquer les pertes de productivité observées en France depuis la période pré-Covid ?](#) », *Bulletin de la Banque de France*, vol. 251(1), mars-avril 2024.
- De Soyres F., Fisgin E., Garcia-Cabo J., Lott M., Machol C. et Richards K. (2024), « [An investigation into the economic slowdown in the euro area](#) », VOXEU Column, 13 décembre.
- De Soyres F. et Moore D. (2024), « [Assessing China's efforts to increase self-reliance](#) », VoxEU.org, 4 janvier.
- DGDDI (2024), « [Voitures électriques : vive expansion dans les échanges de voiture de la France depuis six ans](#) », *Études et éclairages*, n° 96, Direction générale des Douanes et des Droits indirects, janvier.

- Draghi M. (2024), *The Future of European Competitiveness, Part A – A Competitiveness Strategy for Europe et Part B – In-depth Analysis and Recommendations*, septembre.
- Durlauf S. N. et Blume L. E. (2008), *The New Palgrave Dictionary of Economics*, 2^e édition, Basingstoke, Palgrave Macmillan.
- EIBIS (2025), *Innovation, integration and simplification in Europe. Investment Report 2024/2025*, mars.
- EIBIS (2024), *Transforming for Competitiveness. Investment Report 2023/2024*, février.
- Eloundou T., Manning S., Mishkin P. et Rock D. (2023), « GPTs are GPTs: An early look at the labor market impact potential of large language models », Working Paper, août.
- Emanuel N. et Harrington E. (2023), *Working remotely? Selection, Treatment, and the Market for Remote Work*, rapport, Federal Reserve Bank of New York, mai.
- Erkel-Rousse H. et Garnero M. (2008), « Externalisation à l'étranger et performances à l'exportation de la France et de l'Allemagne », dans Fontagné L. et Gaulier G. (dir.), (2008), *Performances à l'exportation de la France et de l'Allemagne*, Conseil d'analyse économique, Complément A, p. 103-206.
- Fabry E. et Tate E. (2018), « Sauver l'organe d'appel de l'OMC ou revenir au Far West commercial ? », Institut Jacques Delors, Policy Paper, n° 225, mai.
- Fernald J. G. (1999), « Roads to prosperity? Assessing the link between public capital and productivity », *American Economic Review*, vol. 89(3), p. 619-638.
- Filippucci F., Gal P., Jona-Lasinio C., Leandro A. et Nicoletti G. (2024), « The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 15, avril.
- Filippucci F., Gal P. et Schief M. (2024), « Miracle or myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from artificial intelligence », OECD Artificial Intelligence Papers, n° 29, novembre.
- Fortes M. (2012), « Spécialisation à l'exportation de la France et de quatre grands pays de l'Union européenne entre 1990 et 2009 », *Trésor-Éco*, n° 98, Direction général du Trésor, février.
- France Relance (2023), « Construire la France de demain – Baisse des impôts de production », septembre.
- Furman J. et Seamans R. (2019), « AI and the Economy », *Innovation Policy and the Economy*, vol. 19, p. 161-191.
- Garnier O. et Zuber T. (2023), « Une mesure de l'efficacité dans l'utilisation des ressources en main-d'œuvre : au-delà de la productivité », *Billet Bloc-notes Éco*, n° 328, Banque de France, 15 novembre.

- Geerolf F. et Grjebine T. (2020), « [Désindustrialisation \(accélérée\) : le rôle des politiques macroéconomiques](#) », dans CEPPII (2020), *L'Économie mondiale 2021*, Paris, La Découverte, coll. « Repères ».
- Gmyrek P., Berg J. et Bescond D. (2023), « [Generative AI and jobs: A global analysis of potential effects on job quantity and quality](#) », ILO Working Paper, n° 96, Organisation internationale du travail, août.
- Gordon R.J. et Sayed H. (2020), « [Transatlantic Technologies: The Role of ICT in the Evolution of U.S. and European Productivity Growth](#) », NBER Working Paper, n° 27425, National Bureau of Economic Research, juin.
- Graetz G. et Michaels G. (2018), « [Robots at work](#) », *Review of Economics and Statistics*, vol. 100(5), décembre, p. 753-768.
- Grekou C. et Grjebine T. (2022), « [Déficits commerciaux et désindustrialisation : la faute de la demande ?](#) », *La Lettre du CEPPII*, n° 426, avril.
- Hatzius J., Briggs J., Kodnani D. et Pierdomenico G. (2023), « [The potentially large effects of artificial intelligence on economic growth](#) », *Global Economics Analyst*, mars.
- Head K., Martin Ph. et Mayer T. (2020), « [Les défis du secteur automobile : compétitivité, tensions commerciales et relocalisation](#) », *Les Notes du Conseil d'analyse économique*, n° 58, juillet.
- Heyer É. (2023), « [Comment expliquer l'évolution de l'emploi salarié depuis la crise Covid ? Une analyse économétrique sur données macro-sectorielles](#) », *Revue de l'OFCE*, n° 180 (2023/1), avril.
- Holzman R. (2013), « [Comment stimuler la productivité des services publics ? Les enseignements tirés de la mise en œuvre à l'hôpital de la tarification à l'activité](#) », *Revue française d'administration publique*, vol. 2013/4 (n° 148), Institut national du service public, p. 1043-1060.
- Houriez G. (2020), « [Santé, éducation, services administratifs : la difficile mesure des activités non marchandes en temps de crise sanitaire](#) », *Blog de l'Insee*, 27 novembre.
- Hui X., Reshef O. et Zhou L. (2023), « [The short-term effects of generative artificial intelligence on employment: Evidence from an online labor market](#) », Cesifo Working Paper, n° 10601/2023, juillet.
- Insee (2025), « [Désordre mondial, croissance en berne](#) », Note de conjoncture, 18 mars.
- Insee (2024), *L'activité suspendue à un regain de confiance*, coll. « Note de conjoncture », décembre.
- Insee (2024), *La croissance entre pouvoir d'achat et incertitudes*, coll. « Note de conjoncture », octobre.

- Insee (2024), *Du PIB, des Jeux, des inconnues*, coll. « Note de conjoncture », juillet.
- Insee (2022), « Les évolutions récentes de la productivité du travail dans les quatre principales économies de la zone euro : une décomposition par branche d'activité », dans *id.* (2022), *Refroidissement*, coll. « Note de conjoncture », décembre, p. 70-75.
- Ipsos (2020), *EIB Group Survey of Investment and Investment Finance*, rapport technique, novembre.
- Jean S. (2024), « How geopolitical tensions reshape trade patterns: Geoeconomic fragmentation, or China's big manufacturing push? », Ifri Papers, Institut français des relations internationales, décembre.
- Krugman P. (2008), « Trade and wages, reconsidered », *Brookings Papers on Economic Activity*, vol. 39(1), p. 103-154.
- Krugman P. (1994), « Competitiveness as a dangerous obsession », *Foreign Affairs*, vol. 73(2), p. 28-44.
- Krugman P. (1994), *The Age of Diminishing Expectations: US Economic Policy in the 1990s*, Cambridge, The MIT Press.
- Labau F. et Lagouge A. (2023), « Quel impact de la hausse de l'alternance sur la productivité moyenne du travail depuis 2019 ? », *Focus*, n° 5, Dares, janvier.
- Lalinsky T., Meriküll J. et Lopez-Garcia P., (2024), « Productivity-enhancing reallocation during the Covid-19 pandemic », *ECB Working Paper Series*, n° 2947.
- Lin J. (2011), « Technological adaptation, cities, and new work », *Review of Economics and Statistics*, vol. 93(2), mai, p. 554-574.
- Lucas R.E. Jr. (1988), « On the mechanics of economic development », *Journal of Monetary Economics*, vol. 22(1), juillet, p. 3-42.
- Makhzoum S. (2024), « Les séniors sur le marché du travail en 2023 », *Dares Résultats*, n° 55, septembre.
- McKinsey & Company (2023), « The state of AI in 2023: Generative AI's breakout year », enquête du 1^{er} août.
- McKinsey & Company (2024), « The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value », enquête du 30 mai.
- Moller-Nielsen T. (2024), « Draghi: EU must enact “radical change” as US and China refuse to “play by the rules” », *Euractiv.com*, 16 avril.
- Monti M. (2010), *A New Strategy for the Single Market: At the Service of Europe’s Economy and Society*, rapport au président de la Commission européenne.
- Muro M. et Andes S. (2015), « Robots seem to be improving productivity, not costing jobs », *Harvard Business Review*, 16 juin.

- Noy S. et Zhang W. (2023), « Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence », *Science*, vol. 381(6654), juillet, p. 187-192.
- Olley G. S. et Pakes A. (1996), « The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry », *Econometrica*, vol. 64, p. 1263-1297.
- O'Mahony M. et Timmer M. P. (2009), « [Output, input and productivity measures at the industry level: The EU KLEMS database](#) », *Economic Journal*, vol. 119(538), p. 374-403.
- Pisani-Ferry J. et Mahfouz S. (2023), [Les incidences économiques de l'action pour le climat](#), rapport à la Première ministre, France Stratégie.
- Peng S., Kalliamvakou E., Cihon P. et Demirer M. (2023), « [The impact of AI on developer productivity: Evidence from Github Copilot](#) », février.
- Philippon T. (2022), « [Additive growth](#) », NBER Working Paper, n° 29950, National Bureau of Economic Research, mai.
- Pizzinelli C., Panton A. J., Mendes Tavares M., Cazzaniga M. et Li L. (2023), « [Labor market exposure to AI: Cross-country differences and distributional implications](#) », IMF Working Paper, n° WP/23/216, Fonds monétaire international, octobre.
- Ponton C. (2020), « [Coût des intrants et compétitivité en France, Allemagne et Italie](#) », Trésor-Eco, n° 258, Direction général du Trésor, avril.
- Porter M. E. (1990), *The Competitive Advantage of Nations*, New York, Free Press.
- Revoltella D., Rückert D. et Weiss C. (2020), « [Adoption of digital technologies by firms in Europe and the US: Evidence from the EIB Investment Survey](#) », VoxEU.org, 18 mars.
- Rexecode (2023), « [La compétitivité française en 2022. Recul endigué des parts de marché mais déficit extérieur record](#) », Document de travail, n° 84, janvier.
- Rexecode (2024), « [La compétitivité française en 2023. Le déficit extérieur se réduit mais l'attractivité plafonne](#) », Document de travail, n° 89, février.
- Rouleau G. (2024), « [L'activité aéronautique en France, toujours en deçà de son niveau d'avant-crise, pourrait redécoller en 2024](#) », dans Insee (2024), *La reprise se fait attendre*, coll. « Note de conjoncture », mars, p. 7-12.
- Santacreu A.M. et Zhu H. (2018), « [Trends in capacity utilization around the world](#) », *The FRED Blog*, 9 avril.
- Sastray G., Heim L., Belfield H., Anderljung M., Brundage M., Hazell J., O'Keefe C., Hadfield G. K., Ngo R., Pilz K., Gor G., Bluemke E., Shoker S., Egan J., Trager R. F., Avin S., Weller A., Bengio Y., Coyle D. (2024), [Computing Power and the Governance of Artificial Intelligence](#), rapport, février.

- Sautard R., Tazi A. et Thubin C. (2014), « [Quel positionnement “hors prix” de la France parmi les économies avancées ?](#) », *Trésor-Éco*, n° 122, Direction général du Trésor, janvier.
- Setser B.W. (2023), « [China’s current account surplus is likely much bigger than reported](#) », Council on Foreign Relations, article de blog, 21 novembre.
- Sevilla J., Heim L., Ho A., Besiroglu T., Hobbahn M. et Villalobos P. (2022), « [Compute trends across three areas of machine learning](#) », *2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*.
- Shivakumar S., Wessner C. et Howell T. (2024), *Balancing the Ledger: Export Controls on U.S. Chip Technology to China*, Center for Strategic & International Studies.
- Solow R. (1957), « [Technical change and the aggregate production function](#) », *Review of Economics and Statistics*, vol. 39(3), août, p. 312-320.
- Stanford University (2024), *AI Index Report 2024*, Human-Centered Artificial Intelligence, avril.
- Svanberg M., Li W., Fleming M., Goehring B. et Thompson N. (2024), « [Beyond AI exposure: Which tasks are cost-effective to automate with computer vision?](#) », Working Paper, FutureTech MIT.

RETRouvez
LES DERNIÈRES ACTUALITÉS
DU CONSEIL NATIONAL DE PRODUCTIVITÉ SUR :



<https://strategie.gouv.fr/reseau-france-strategie/conseil-national-de-productivite-cnp>

