

RAPPORT ANNUEL 2023-2024

CONSEIL NATIONAL DE LA PRODUCTIVITÉ

REVIGORER LA PRODUCTIVITÉ –
ÉLÉMENTS POUR
UN PLAN D'ACTION



**CONSEIL NATIONAL
DE LA PRODUCTIVITÉ**
LUXEMBOURG

Les opinions exprimées dans ce rapport sont celles des membres du Conseil national de la productivité et celles des auteurs des études respectives.

Pour toute requête ou suggestion, contactez le secrétariat du Conseil national de la productivité.

Ministère de l'Économie
Observatoire de la compétitivité
19-21 Boulevard Royal
L-2449 Luxembourg
observatoire@eco.etat.lu

Cette publication est téléchargeable sur le site du CNP
<https://odc.gouvernement.lu/fr/domaines-activite/cnp.html>

La reproduction totale ou partielle du présent rapport est autorisée à condition d'en citer la source.

© Conseil national de la productivité, Luxembourg

Janvier 2025

Conseil national de la productivité
Rapport annuel 2023-2024

Ont contribué à l'élaboration de cette publication :

Conseil national de la productivité

Serge ALLEGREZZA
Jean-Claude REDING
Michel WURTH
Arnaud BOURGAIN
Patrick LENAIN
Aline MULLER
Marc NIEDERKORN
Chiara PERONI
Paul SCHOSSELER

Ministère de l'Économie - Observatoire de la compétitivité
Secrétariat du Conseil national de la productivité

Max JENTGEN
Charel THILL

Institut national de la statistique et des études économiques (STATEC)

Héctor CANDELAS
Thibaut DIFABIO
Georges ZANGERLÉ

STATEC Research

Golnaz AMJADI
Xi CHEN
Charles-Henri DIMARIA
Giovanni MANGIAROTTI
Chiara PERONI
Vasja SIVEC

Table des matières

Partie 1	
Les réflexions et analyses macroéconomiques du Conseil national de la productivité	5
Préface	6
1.1 Réflexions du CNP et pistes pour relancer la productivité	7
1.2 La productivité du travail	14
1.3 Productivité des ressources et de l'énergie	23
Partie 2	
Les études sur la productivité par STATEC Research	35
2.1 Introduction	36
2.2 Total Factor Productivity and enterprise characteristics: a firm-level analysis for Luxembourg	37
2.3 LuxKLEMS Revisited: Productivity trends and drivers in Luxembourg	51
2.4 Decoupling and carbon productivity	63
Partie 3	
Le Conseil national de la productivité.....	78
3.1 Base légale du CNP	79
3.2 Caractéristiques et missions du CNP.....	79
3.3 Composition du CNP.....	79

Partie 1

Les réflexions et analyses macroéconomiques du Conseil national de la productivité



Cette première partie du rapport annuel 2023-2024 du Conseil national de la productivité (CNP) présente d'abord quelques réflexions du CNP et évoque différentes pistes pour relancer la productivité au Luxembourg. Elle comprend ensuite des analyses descriptives sur la productivité du travail au niveau national et sectoriel, ainsi qu'une analyse *shift-share* qui décompose l'évolution de la productivité en effets de réallocation et effet intrinsèque. La partie est complétée par des analyses sur la productivité des ressources et de l'énergie.

Préface

Lors de la présentation du dernier rapport annuel du Conseil national de la productivité, le ministre de l'Économie, des PME, de l'Énergie et du Tourisme, Lex Delles, avait invité les membres du CNP à affiner l'analyse sur les déterminants de la productivité, mais il a surtout insisté sur les recommandations utiles à moyen et long terme que suggèrent les résultats.

Le présent rapport tente de répondre aux attentes ministérielles et présente certaines réflexions quant aux pistes d'action inspirées des résultats empiriques. Les derniers rapports du CNP avaient montré l'importance de l'investissement, surtout privé, en particulier dans la recherche et le développement. Il fait écho aux recommandations du rapport Draghi¹. Ce rapport plaide également pour une analyse plus approfondie sur l'intelligence artificielle dans le cas du Luxembourg.

Le rapport expose également la productivité des ressources – humaines et matérielles : d'une part, les indicateurs traditionnels de la productivité du travail et, d'autre part, les indicateurs de ressources, notamment énergétiques. Selon l'approche poursuivie par le CNP, l'efficacité économique et l'efficacité énergétique sont également importantes, même s'il reste à élucider la covariance entre les deux. En effet, les politiques de la transition énergétique pourraient avoir des effets négatifs sur la productivité du travail selon certaines études².

Le rapport montre également que ce sont majoritairement les variations au sein des branches qui sont responsables de la variation de la productivité du travail et non pas la réallocation entre les branches avec des niveaux de productivité différents, à l'exception de la période de la crise du COVID-19.

Au cours de l'année 2024, le gouvernement a lancé un débat public sur la soutenabilité financière du régime des retraites. Dans ce contexte, le CNP rappelle l'importance décisive de la productivité qui, combinée aux heures de travail offertes par une main-d'œuvre résidente et frontalière, détermine le niveau et l'évolution de la croissance économique potentielle. Selon les dernières projections du STATEC, la productivité du travail augmenterait de 0,4 à 1,3 % entre 2024 et 2060. La productivité, qui dépend du taux d'investissement et du progrès technologique, se traduit par une croissance économique qui ne dépasse pas 2 % en moyenne, dans le scénario le plus favorable. Les simulations récentes de l'IGSS, basées sur ces scénarios de croissance de long terme, font ressortir que les dépenses publiques consacrées aux retraites augmenteront de 6,7 % du PIB jusqu'en 2060.

Certes, cet affaiblissement historique de la dynamique de la productivité, et donc de la croissance économique potentielle, est bien documenté par une kyrielle de projections émanant des organisations internationales, comme la Banque Mondiale, l'OCDE et la Commission européenne. Redresser la productivité permet de maintenir le niveau de vie de la population en termes de revenu par personne et les marges de manœuvre budgétaires de l'État. Le problème spécifique du Luxembourg, la stagnation, malgré un haut niveau, a été mis en exergue dans les derniers rapports du CNP. Stimuler la productivité est donc un enjeu majeur en vue d'atténuer l'impact du vieillissement.

La conjoncture macroéconomique a subi deux chocs majeurs – COVID-19 et l'accroissement du coût des matières premières – qui pèsent fortement sur l'évolution de la productivité du travail. Selon la Note de conjoncture 2/2024 du STATEC, une reprise en 2025 et 2026 devrait permettre de soutenir quelque peu la dynamique conjoncturelle de la productivité du travail.

Un focus spécial sur l'Intelligence Artificielle (IA) donne actuellement lieu à un florilège d'études sur les effets potentiels sur la productivité, mais également sur l'emploi et la disparité salariale. En fonction des hypothèses sous-jacentes, sur dix ans, les estimations de l'effet de l'IA sur la productivité varient fortement selon les auteurs : 0,55 % pour Acemoglu à 3,5 % pour McKinsey³. Il est prématuré à ce stade d'avancer une estimation fiable pour le cas du Luxembourg. L'effet pourrait être considérable si l'on en juge par l'indice de préparation à l'IA développé par le FMI. Le Luxembourg, se trouvant en haut du classement obtenant un score de 0.74 (France : 0,7 ; Allemagne : 0,75 ; Pays Bas : 0,77), devrait être en mesure d'embrasser vigoureusement l'IA.

Le CNP plaide donc pour l'adoption rapide d'un plan stratégique « Intelligence Artificielle », à l'instar de ce que d'autres pays ont fait en insistant sur l'effet pratique sur la productivité dans les organisations. La rapportrice du budget, l'honorable Mme Cahen, en a fait la première de ses recommandations : « *Le Luxembourg devrait s'engager dans une implémentation stratégique de l'IA dans tous les secteurs et domaines où elle peut contribuer à la croissance économique et au bien-être sociétal, en mettant un accent particulier sur l'amélioration de la qualité de vie des citoyens* ».⁴

Un tel plan devrait permettre une action coordonnée et cohérente entre tous les acteurs, entre la recherche, l'enseignement, les entreprises et l'administration gouvernementale.

¹ Voir https://commission.europa.eu/document/download/97e481fd-2dc3-412d-be4c-f152a8232961_en?filename=The%20future%20of%20European%20competitiveness%20_%20A%20competitiveness%20strategy%20for%20Europe.pdf

² Pour plus d'informations : https://www.strategie.gouv.fr/sites/strategie.gouv.fr/files/atoms/files/fs-2023-les_incidences_economiques_de_l'action_pour_le_climat-thematique-productivite.pdf

³ Pour plus d'informations, voir encadré « L'intelligence artificielle et son impact sur l'économie ».

⁴ Pour plus d'informations : <https://wdocs-pub.chd.lu/docs/exped/0150/153/301532.pdf>

Réflexions du CNP et pistes pour relancer la productivité

La croissance de la productivité exerce une forte influence sur le développement économique à long terme d'un pays. Elle influence directement la compétitivité du pays et de ses entreprises, elle est nécessaire pour augmenter le niveau de vie des citoyens et citoyennes et permet de pérenniser le modèle social luxembourgeois. Ceci est illustré par le fait que la croissance de la productivité est une des variables clés dans les projections économiques de long terme.¹ De plus, en raison du vieillissement de la population et du changement démographique, une croissance soutenue de la productivité contribuerait à assurer la viabilité du système des pensions à long terme. En effet, dans son rapport sur les projections démographiques et financières du régime général d'assurance pension, l'IGSS table sur une croissance annuelle de la productivité de 0,9 % en moyenne dans son scénario de base.²

Au vu de l'importance de la croissance de la productivité pour le développement futur du pays, le CNP est inquiet de la stagnation persistante de la productivité au Luxembourg. Comme le CNP l'avait déjà constaté dans ses rapports annuels précédents, le niveau de la productivité réelle évolue en dents de scie depuis 2010, fluctuant autour d'un taux de croissance de -0,2 % en moyenne. Lors de la présentation du rapport annuel 2022-2023 au ministre de l'Économie, des PME, de l'Énergie et du Tourisme Lex Delles en janvier 2024, le ministre a partagé l'inquiétude du CNP et il a demandé au CNP d'élaborer des recommandations afin de relancer la croissance de la productivité. Différentes pistes ont été présentées au ministre lors d'une réunion en juin 2024 et seront élaborées dans la suite de ce chapitre. Il est à noter que la liste des pistes évoquées ici n'est pas exhaustive. Tout d'abord, il est nécessaire de sensibiliser et d'activer les acteurs concernés. Puis, il faut que les conditions-cadres et l'environnement dans lequel l'économie existe soient propices à la productivité. Finalement, le gouvernement doit mettre en œuvre certaines mesures concrètes afin de soutenir la croissance de la productivité.

Une prise de conscience générale du monde politique, économique et académique ainsi que de la société en général est nécessaire face aux impacts qu'une stagnation prolongée de la productivité engendre. Un problème doit être reconnu avant qu'il ne puisse être résolu. Ainsi, il faut que la productivité devienne une priorité politique. L'organisation d'une série d'actions spécifiques de sensibilisation à la productivité aiderait à mettre la productivité au top de l'agenda politique. Il est important d'impliquer les partenaires sociaux et la société civile dans ce débat étant donné que le sujet affecte toute la société.

Une première étape à envisager pourrait être de sensibiliser les chefs d'entreprise en impliquant les fédérations entrepreneuriales, dont la Fédération des Jeunes Dirigeants d'Entreprise qui regroupe les décideurs économiques de demain.

Ensuite, il est indispensable de s'attaquer aux leviers généraux en faveur de la productivité. Parmi ceux-ci, l'assouplissement du cadre réglementaire est primordial, tout en respectant les objectifs de base des régulations (protection de l'environnement, protection des travailleurs, etc.) et en maintenant une réglementation de qualité. Avec le nombre important de nouvelles régulations et exigences émanant des niveaux européen et national, les coûts et charges administratives pour se conformer aux réglementations en vigueur sont devenus de plus en plus importants pour les entreprises. Selon les derniers indicateurs OCDE de réglementation du marché des produits, le Luxembourg maintient des entraves à la concurrence, notamment pour ce qui concerne l'évaluation des politiques publiques, la consultation des parties prenantes, le poids des groupes de pression, les règles régissant les professions libérales et la position des entreprises publiques sur leurs marchés.³ La simplification administrative pourrait conséquemment alléger cette charge réglementaire et libérer des ressources pour les orienter vers des emplois plus productifs. La digitalisation des procédures et l'introduction du principe du « once-only » seraient une première étape pour gagner en efficacité. À terme, la simplification administrative ne devrait cependant pas se limiter à une optimisation des procédures et à offrir la possibilité aux utilisateurs de partager leurs données en ligne au lieu de les envoyer par voie postale, mais viser une revue intégrale de la réglementation existante afin d'identifier les procédures superflues ou fastidieuses pour procéder ensuite à un toilettage des règlements, tant au niveau national qu'au niveau européen. La mise en œuvre de la simplification administrative et du « once-only » doit se faire en impliquant toutes les parties prenantes afin d'avoir le plus grand impact.

Chaque jour, des milliers de personnes traversent les frontières pour venir travailler au Luxembourg et des entreprises françaises, allemandes et belges viennent offrir leurs biens et services au Luxembourg et vice-versa. Ceci illustre à quel point le Luxembourg, en tant que petite économie très ouverte, dépend du bon fonctionnement du marché intérieur au sein de l'Union européenne. Néanmoins, il y a encore de nombreux progrès à faire pour achever un marché unique en Europe.⁴

¹ Dans les projections de long terme du Statec (<https://statistiques.public.lu/dam-assets/catalogue-publications/bulletin-Statec/2017/bulletin-3-17.pdf>), la productivité joue un rôle important.

² Pour plus d'informations, <https://igss.gouvernement.lu/fr/publications/aperçus-et-cahiers/cahiers-statistiques/202407no18.html>

³ Pour plus d'informations, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/topics/policy-sub-issues/product-market-regulation/Luxembourg_PMR%20country%20note.pdf

⁴ Le rapport Letta (<https://www.consilium.europa.eu/media/ny3j24sm/much-more-than-a-market-report-by-enrico-letta.pdf>) et le rapport Draghi (https://commission.europa.eu/topics/strengthening-european-competitiveness/eu-competitiveness-looking-ahead_en) ont tous les deux relevé le constat qu'il y a encore de nombreux obstacles entre les marchés au sein de l'UE.

Ainsi, il est indispensable que le gouvernement luxembourgeois s'engage à améliorer continuellement le fonctionnement du marché intérieur, avant tout pour une simplification des procédures transfrontalières avec ses pays voisins.

Un autre élément important à considérer est la gouvernance d'entreprises, y compris les compétences managériales et de gestion des entreprises. De nombreuses études suggèrent un lien positif entre les compétences managériales au sein d'une entreprise et la productivité de l'entreprise.⁵ Le Luxembourg semble accuser un manque de compétences managériales en comparaison internationale.⁶ Les études scientifiques en la matière sont malheureusement peu abondantes pour le Luxembourg et il faudrait des analyses nationales détaillées pour chiffrer l'envergure et la qualité du problème au sein des entreprises luxembourgeoises. Nonobstant ce manque de données, il est nécessaire de relever le défi. Ainsi, il est essentiel que les dirigeants et gestionnaires d'entreprise soient sensibilisés au sujet et qu'ils développent davantage leurs compétences dans le but de se familiariser avec les différentes méthodes de gestion et les meilleures pratiques en la matière. La formation continue des dirigeants est aussi cruciale que celle des salariés et doit se faire en collaboration avec les fédérations et les chambres professionnelles afin d'attirer le mieux possible le public cible. Une autre piste à envisager est le recours à des experts externes pour identifier les freins à la productivité au sein des entreprises. Sur base des analyses de ces experts, les entreprises pourraient, en collaboration avec leurs salariés, mieux cibler le catalogue des formations et développer des pistes de solutions. De plus, des experts externes sont peut-être bien placés pour analyser la structure de l'entreprise et son organisation. Ils pourraient aider les entreprises à réévaluer par exemple leur organigramme et leur mode de fonctionnement pour optimiser le processus de prise de décision. Le problème ne se limite pas seulement au secteur privé, mais concerne aussi le secteur public, donc les administrations et établissements publics. Offrir des formations spécifiques aux occupants de postes dirigeants au sein du secteur public pourrait alléger ce manque de compétences. Un moyen complémentaire pour améliorer la qualité de la gestion d'entreprise est d'attirer des talents étrangers au Luxembourg qui possèdent les compétences requises. En ce sens, il est important que le gouvernement poursuive et renforce sa stratégie d'attraction et de rétention de talents.

Un point supplémentaire, en relation directe avec le sujet de l'organisation et la gestion d'entreprise, est le bien-être des travailleurs. Cet aspect est souvent négligé à tort dans l'analyse de la productivité. Le domaine couvre aussi bien la sécurité et la santé que la qualité de vie au travail. Investir dans un contexte professionnel sûr et sain est bénéfique pour les entreprises et favorable à leur productivité. De même, une bonne gestion des espaces et de l'organisation du travail peut contribuer à augmenter la productivité, tout comme un climat organisationnel axé sur la communication et la transparence de l'information qui encourage les salariés à exprimer librement leurs idées. Ceci favorise la collaboration efficace entre pairs et permet aux dirigeants d'être mieux informés et de pouvoir optimiser, le cas échéant, le fonctionnement de l'entreprise. De plus, ces mesures permettent de motiver davantage les collaborateurs, et des collaborateurs motivés sont en général plus productifs. Finalement, la formation continue des salariés est aussi un aspect important. En favorisant l'acquisition de nouvelles compétences de leurs salariés et en restant à jour avec les nouveaux développements techniques, les entreprises pourraient considérablement améliorer leur productivité.

La recherche et le développement (R&D), l'innovation et l'adoption de nouvelles technologies jouent un rôle primordial dans la croissance de la productivité. Une recommandation qui est couramment donnée par les organisations internationales est d'encourager la R&D en accordant par exemple des crédits d'impôts ou en finançant directement la R&D. Bien que cette approche soit justifiée et que les mesures actuellement en place doivent rester, voire être renforcées, l'économie luxembourgeoise est une économie fortement tertiaisée. Les secteurs intensifs en R&D, comme l'industrie ou les TIC, ne jouent pas un rôle aussi important que dans d'autres pays. Ainsi, le potentiel de R&D au Luxembourg est plus limité que dans d'autres pays. De plus, le Luxembourg est un petit pays avec des moyens financiers limités en valeur absolue. Les grands pays ont des moyens financiers bien plus importants pour inciter la R&D et attirer les grandes entreprises qui font le plus de recherche. En raison de ces contraintes, le CNP estime que le Luxembourg devrait adopter en complément une approche de « fast follower ». L'idée est de systématiquement observer les tendances technologiques et le développement de nouvelles innovations et de les adopter rapidement dans les processus de production et les processus organisationnels. Ceci nécessite une expertise approfondie en technologie et en innovation qui n'est pas toujours disponible au Luxembourg, ce qui souligne à nouveau la nécessité d'attirer plus de talents.

⁵ Le rapport annuel 2022-2023 du CNP (<https://odc.gouvernement.lu/dam-assets/domains/cnp/cnp-rapport-2022-2023.pdf>) contient une étude sur le lien entre les pratiques managériales (« Management practices ») et la productivité au Luxembourg.

⁶ Le Luxembourg se classe en 40^e position sous le point « Management practices » dans le World Competitiveness Yearbook 2024 (https://www.imd.org/entity-profile/luxembourg-wcr/#_yearbook_Business%20Efficiency)

Afin de suivre ces trends, il est indiqué de renforcer les capacités de veille et de diffusion technologique, notamment par l'Institut de la Propriété Intellectuelle Luxembourg G.I.E. (IPIIL). En complément, une unité de veille technologique pourrait être créée, par exemple au sein du ministère de l'Économie. Cette unité devrait travailler en étroite collaboration avec l'IPIIL et devrait avoir pour mission de surveiller les nouvelles innovations et d'analyser leur impact potentiel sur l'économie luxembourgeoise, avant tout pour les secteurs prioritaires. L'unité devrait aussi soutenir et promouvoir la diffusion de nouvelles technologies à travers l'économie, en collaboration avec l'agence nationale Luxinnovation qui accompagne les entreprises dans la mise en œuvre du progrès technologique. L'idée doit être de fédérer le savoir et les différentes initiatives qui existent pour soutenir au mieux les entreprises qui désirent réaliser des activités innovantes au Luxembourg. En effet, la diffusion de nouvelles innovations et de bonnes pratiques à travers toutes les entreprises joue aussi un rôle important pour la croissance de la productivité au niveau macroéconomique. Le CNP a déjà remarqué dans son rapport annuel 2020-2021 qu'il y a des écarts croissants entre les « frontier firms » et les « laggards », c'est-à-dire entre les entreprises les plus productives et les entreprises moins productives.⁷

Un autre élément à considérer pour relancer la croissance de la productivité est le potentiel de développement des entreprises, sachant que des entreprises plus grandes peuvent réaliser plus facilement des économies d'échelle,⁸ ont souvent un meilleur accès au financement et sont en général plus productives. Le développement des entreprises concerne non seulement la taille (expansion, scale-up), mais aussi le développement de nouveaux produits, la recherche de nouveaux marchés, etc. Le Luxembourg affiche une densité de start-ups élevées (nombre de start-ups divisé par le nombre d'habitants),⁹ Néanmoins, il semble que de nombreuses start-ups ont du mal à croître, donc à quitter le « start » pour le « up ». Ainsi, il semble indiqué de soutenir le développement des entreprises avec l'objectif de multiplier le nombre de PME passant du statut de petite à moyenne, voire grande entreprise. Un facteur important dans ce processus est l'accès au financement. En effet, le manque de capital-risque est souvent mentionné comme un obstacle à la croissance des start-ups. Un deuxième point souvent mentionné est l'accès aux marchés internationaux qui est d'autant plus important dans un pays comme le Luxembourg où la taille du marché national est très limitée.

Finalement, certaines régulations peuvent être dissuasives à la croissance des entreprises à travers des effets de seuil par exemple.¹⁰ Il existe de nombreuses initiatives et maints plans d'action au Luxembourg pour conforter le dynamisme entrepreneurial, mais ceux-ci sont souvent isolés.¹¹ Une meilleure coordination des actions pourrait aider à mieux cibler l'aide au développement des entreprises. En complément, les différents plans d'action et feuilles de route pourraient être revus sous l'angle de la productivité afin d'identifier des pistes possibles pour maximiser la productivité au sein des entreprises en croissance.

La sortie de marché des entreprises zombies permettrait également d'augmenter la productivité au niveau national. Le terme *zombie firm* fait référence à des entreprises endettées dont le revenu opérationnel est tout juste suffisant pour survivre, mais qui n'ont ainsi que peu de moyens pour se développer, ou qu'elles n'ont que des perspectives de développement et de croissance très limitées.¹² Ces entreprises sont, en moyenne, moins productives et innovantes que les autres firmes et elles mobilisent du capital et des ressources qui, par conséquent, ne sont pas disponibles ailleurs (dans des entreprises ou secteurs plus productifs), ce qui pourrait contribuer à retarder le développement économique. La sortie de marché d'entreprises non profitables et la réallocation des ressources sont des caractéristiques élémentaires d'une économie de marché. Cependant, le nombre de ces entreprises a augmenté dans la zone euro après la crise financière. Il est possible que les mesures de support prises pendant la pandémie aient contribué à augmenter encore plus le nombre d'entreprises zombies.¹³ Pourtant, il n'y a pas de chiffres concrets sur les entreprises zombies au Luxembourg. Le CNP estime qu'une première étape pour attaquer cette problématique consiste à lancer une étude sur la prévalence des entreprises zombies au Grand-Duché. Cette étude pourrait être faite par le Statec. De manière générale, si des entreprises zombies n'arrivent pas à se restructurer, à se réorienter, à se développer et à redevenir profitable, leur sortie ordonnée du marché doit être facilitée afin de favoriser la réallocation des ressources ainsi dégagées.

En outre, le CNP réitère sa recommandation des dernières années, qui est d'ailleurs aussi faite par diverses institutions internationales¹⁴, d'augmenter les dépenses d'investissements, aussi bien du côté public que du côté privé.

⁷ Pour plus d'informations, <https://gouvernement.lu/dam-assets/documents/actualites/2021/12-decembre/13-rapport-annuel-cnp/CNP-rapport-2020-2021.pdf>

⁸ La question des économies d'échelle se pose pour des entreprises de toute taille et de tout âge au Luxembourg à cause de la taille limitée du pays et de son marché. Prenons l'exemple des centres de tri dans les services postaux : en général, les économies d'échelle pour un tel centre sont seulement réalisées à partir d'un certain nombre de courriers traités par jour. La question se pose si le marché luxembourgeois est suffisamment grand pour réaliser des économies d'échelle ou si le Luxembourg est trop petit pour représenter une masse critique.

⁹ Pour plus d'informations, <https://meco.gouvernement.lu/fr/publications/rapport-etude-analyse/minist-economie/luxembourg-startup-ecosystem.html>

¹⁰ Un effet de seuil signifie que les conditions sous lesquelles l'entreprise opère changent si elle franchit un certain seuil. Ce seuil peut être défini à travers le nombre d'employés, le chiffre d'affaires ou la capitalisation par exemple. L'entreprise pourrait par exemple ne plus être éligible pour certaines subventions ou elle pourrait se voir confrontée à un reporting plus strict.

¹¹ À titre d'exemple, voir <https://gouvernement.lu/en/publications/rapport-etude-analyse/minist-economie/13-roadmap-seed-to-scale.html> et <https://gouvernement.lu/dam-assets/documents/actualites/2023/07-juillet/25-delles-plan-action-pme/5e-plan-daction-national-en-faveur-des-pme.pdf>

¹² L'OCDE définit les entreprises « zombies » comme « incapables de couvrir leurs dépenses d'intérêts avec leurs bénéfices avant intérêts et impôts (EBIT) pendant trois années consécutives ». Voir par exemple Adalet et al. (2018), "The Walking Dead? Zombie Firms and Productivity Performance in OECD Countries".

¹³ Pour plus d'informations, https://www.ecb.europa.eu/press/financial-stability-publications/fsr/special/html/ecb.fsrart202105_01%7Ef9b060744e.en.html#toc4

¹⁴ Le manque d'investissements est un constat général au sein de l'UE comme l'a constaté le rapport Draghi en 2024 (https://commission.europa.eu/topics/strengthening-european-competitiveness/eu-competitiveness-looking-ahead_en). L'OCDE a recommandé au Luxembourg dans l'étude économique de 2022 d'augmenter les dépenses publiques de R&D engagées en contrepartie des dépenses privées de R&D et inciter les entreprises à investir davantage. » (https://www.oecd.org/en/publications/oecd-economic-surveys-luxembourg-2022_9409d9b6-en.html). Le FMI a recommandé dans son Article IV staff report d'augmenter l'investissement, avant tout dans les intangibles (<https://www.imf.org/en/Publications/CR/Issues/2024/06/07/Luxembourg-2024-Article-IV-Consultation-Press-Release-and-Staff-Report-and-Statement-by-the-549930>). Le manque d'investissement est aussi régulièrement thématiqué dans les rapports par pays de la Commission européenne (2023 : [3bc05f70-1d9d-4b4f-a93a-282128013c78_en](https://ec.europa.eu/economy_finance/2023-05-10-ec-report-on-luxembourg) (europa.eu) ; 2024 : [5f057585-a605-4afb-b086-929cbf538169_en](https://ec.europa.eu/economy_finance/2024-06-07-ec-report-on-luxembourg) (europa.eu))

L'investissement (ou formation brute de capital fixe) est essentiel pour la croissance de la productivité, car il permet de moderniser les outils de production, d'encourager l'innovation, d'améliorer les compétences des travailleurs et d'optimiser les processus économiques. Cependant, le taux d'investissement au Luxembourg est en général relativement faible (17,51 % du PIB en 2022) et celui des entreprises est en déclin et reste parmi les plus bas en zone euro (8,22 % du PIB en 2022)¹⁵. Ce sont entre autres les charges d'intérêts des entreprises qui pèsent sur leur capacité d'investissement (au Luxembourg, les intérêts payés en % de l'excédent brut d'exploitation sont parmi les plus élevés en Europe¹⁶). Pour améliorer la performance du Luxembourg, il faudrait des efforts pour inverser cette tendance négative, par exemple en augmentant les incitations (fiscales) en faveur des investissements des entreprises. En plus, les investissements publics devraient soutenir l'économie nationale. En outre, il serait utile d'évaluer l'impact que les investissements passés ont eu en termes d'innovation, de croissance et de productivité. Une évaluation rigoureuse des investissements permettrait de tirer des leçons pour des décisions d'investissements futures. Aussi, l'investissement dans la R&D est sous-développé au Luxembourg. Une R&D performante est cruciale pour une croissance de la productivité, parce que les innovations résultent ultimement de la recherche aux nouveaux produits et aux nouvelles manières de s'organiser. Les investissements dans la R&D ont baissé au cours des dernières décennies et se placent à 0,98 % du PIB en 2022, loin en dessous des investissements dans la R&D au sein de l'UE en moyenne (2,11 %) ou aux États-Unis (3,59 %).¹⁷ L'investissement des entreprises dans la R&D (BERD – *Business expenditures on research and development*) est encore plus bas, il s'élève à 0,5 % en 2022, comparé à 1,48 % en UE.¹⁸

Les avances dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA) dans les dernières années étaient rapides et connaissent encore une très grande dynamique. Avec la popularisation de *ChatGPT* en 2022, le sujet est devenu un des *hot topics* du débat public. Cependant, les effets de l'IA sur la productivité sont ambigus et les estimations divergent fortement.

Pendant que les uns estiment que les gains seront très modestes, d'autres estiment que les gains de productivité seront bien plus considérables.¹⁹ Selon les travaux récents de l'OCDE, l'intelligence artificielle a le potentiel de promouvoir la productivité, l'innovation et la créativité, bien que les risques pour l'emploi et la concurrence ne doivent pas être sous-estimés.²⁰ L'impact que l'intelligence artificielle aura sur la productivité finalement dépend d'une multitude de facteurs, tels que la structure économique du pays²¹, le degré d'adoption dans les entreprises, les compétences digitales des employés qui utiliseront l'IA... De l'autre côté, l'intelligence artificielle présente aussi des risques.²² Il faudrait donc trouver le bon équilibre entre la promotion de l'intelligence artificielle en tant qu'outil de diffusion de l'innovation et sa réglementation pour en contenir les risques. Ainsi, le gouvernement devrait se donner un plan stratégique en matière d'intelligence artificielle. Ce plan devrait articuler, par exemple, les mesures que le gouvernement prendra pour développer les compétences digitales nécessaires, pour créer les infrastructures nécessaires à la transition digitale et comment il envisage d'encourager la diffusion de l'IA dans les entreprises et le secteur public. Le CNP recommande en plus d'organiser un sommet sur l'IA et son impact sur la productivité. Ce sommet aurait pour objectif d'abord de discuter de l'impact possible de l'IA sur la productivité au Luxembourg, de promouvoir l'adoption de cette nouvelle technologie dans les entreprises, et notamment dans les PME²³, et de discuter la stratégie d'attraction des talents avec les compétences nécessaires et les possibilités de former la population afin d'accommoder la transition numérique. Dans son rôle en tant que membre du Conseil européen, le Luxembourg pourrait s'exprimer en faveur d'un bon équilibre entre la nécessaire réglementation de l'intelligence artificielle (DMA et AI Act) et le besoin impérieux de sa diffusion dans le tissu économique afin que les entreprises puissent préserver leur compétitivité vis-à-vis des pays où elle se développe rapidement.

¹⁵ Pour plus d'informations, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sdg_08_11/default/table?lang=en

¹⁶ Pour plus d'informations, <https://statistiques.public.lu/dam-assets/catalogue-publications/conjoncture-flash/2024/flash-2024-06.pdf>

¹⁷ Pour plus d'informations, [https://data-explorer.oecd.org/vis?fs\[0\]=Topic%2C1%7CScience%252C%20technology%20and%20innovation%23INT%23%7CResearch%20and%20development%20%28R%26D%29%23INT_RD%23&fs\[1\]=Measure%2C0%7CGERD%20financed%20by%20government%23G_FG%23&pg=0&fc=Measure&snb=1&vw=tb&df\[ds\]=dsDisseminateFinalDMZ&df\[id\]=DSD_MSTI%40DF_MSTI&df\[ag\]=OECD.STI.STP&df\[vs\]=1.3&dq=USA%2BEU27_2020%2BOECD%2BLUX%2BFRA%2BEU%2BDNK%2BBEL.A.G%2BG_FG.PT_B1GQ..&lom=LASTPERIODS&lo=5&to\[TIME_PERIOD\]=false](https://data-explorer.oecd.org/vis?fs[0]=Topic%2C1%7CScience%252C%20technology%20and%20innovation%23INT%23%7CResearch%20and%20development%20%28R%26D%29%23INT_RD%23&fs[1]=Measure%2C0%7CGERD%20financed%20by%20government%23G_FG%23&pg=0&fc=Measure&snb=1&vw=tb&df[ds]=dsDisseminateFinalDMZ&df[id]=DSD_MSTI%40DF_MSTI&df[ag]=OECD.STI.STP&df[vs]=1.3&dq=USA%2BEU27_2020%2BOECD%2BLUX%2BFRA%2BEU%2BDNK%2BBEL.A.G%2BG_FG.PT_B1GQ..&lom=LASTPERIODS&lo=5&to[TIME_PERIOD]=false)

¹⁸ Pour plus d'informations, [5f057585-a605-4afb-b086-929cbf538169_en](https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sdg_08_11/default/table?lang=en) (europa.eu)

¹⁹ Daron Acemoglu estime que les gains de productivité globale des facteurs se situeront autour de 0,55 % par année. (<https://economics.mit.edu/sites/default/files/2024-04/The%20Simple%20Macroeconomics%20of%20AI.pdf>). Briggs et Kodnani estiment que les gains de productivité dus à l'intelligence artificielle pourraient se situer autour de 1 à 1,5 % par année (<https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html>). Aghion et Banel présentent des estimations autour de 1 % par année. (<https://www.frbsf.org/wp-content/uploads/AI-and-Growth-Aghion-Banel.pdf>)

²⁰ Pour plus d'informations, https://www.oecd.org/en/publications/the-impact-of-artificial-intelligence-on-productivity-distribution-and-growth_8d900037-en.html et https://www.oecd.org/en/publications/miracle-or-myth-assessing-the-macroeconomic-productivity-gains-from-artificial-intelligence_b524a072-en.html

²¹ L'OCDE a publié un rapport qui examine le degré par lequel les différentes régions seront impactées par l'intelligence artificielle. Pour plus d'informations : https://www.oecd.org/en/publications/job-creation-and-local-economic-development-2024_83325127-en.html?utm_campaign=LEED%20Flagship%20Thematic&utm_content=event-leed-flagship&utm_term=cfe&utm_medium=email&utm_source=Aedestra

²² Les risques liés à l'utilisation de l'IA sont divers. Certains estiment que de nombreux emplois risquent de disparaître grâce à l'automatisation, ce qui résulterait en chômage en masse et des conflits sociaux. En outre, l'IA peut être utilisée pour faire circuler la désinformation (deep fakes, bots...). Pour un court aperçu, voir <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2023/06/02/the-15-biggest-risks-of-artificial-intelligence/>

²³ Selon le rapport par pays 2024 sur la décennie numérique de la Commission européenne (<https://digital-strategy.ec.europa.eu/fr/library/digital-decade-2024-country-reports>), seulement 14,4 % des entreprises utilisent déjà des outils IA. L'objectif national est que 75 % des entreprises utilisent l'IA en 2030.

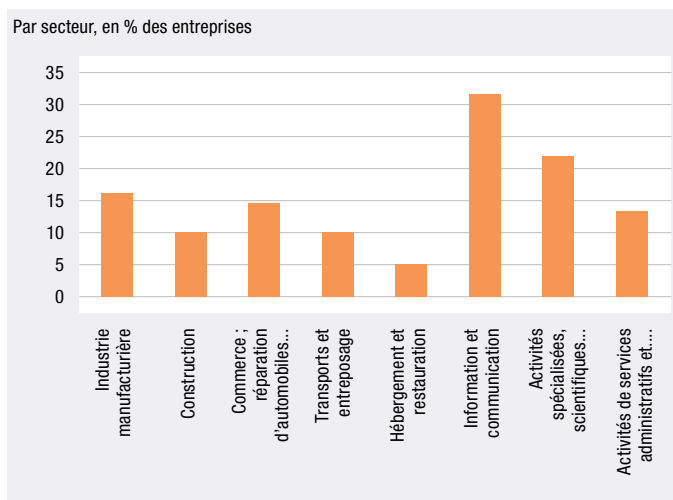
Encadré 1 L'intelligence artificielle et son impact sur l'économie

L'IA promet d'accroître significativement la productivité du travail au cours de la prochaine décennie, car elle s'apparente à une technologie d'application générale, un peu comme la machine à vapeur ou l'Internet. On comprend dès lors l'engouement pour les algorithmes d'IA générative depuis que les modèles comme ChatGPT et ses émules les ont rendus largement accessibles !

Cependant, l'utilisation de l'IA dans les entreprises varie fortement selon les différentes branches d'activité. Au Luxembourg, plus de 31 % des entreprises actives dans la branche de l'information et de la communication utilisent déjà au moins une technologie IA. Ce taux s'établit à 22 % dans les activités spécialisées, scientifiques et techniques et à 16 % dans l'industrie manufacturière.

L'utilisation varie aussi fortement en fonction de la taille de l'entreprise. Alors que 41,2 % des grandes entreprises utilisent l'IA au Luxembourg, seulement 19,7 % des moyennes entreprises et 12,3 % des petites entreprises utilisent l'IA. Ce schéma se répète un peu à travers tous les pays.

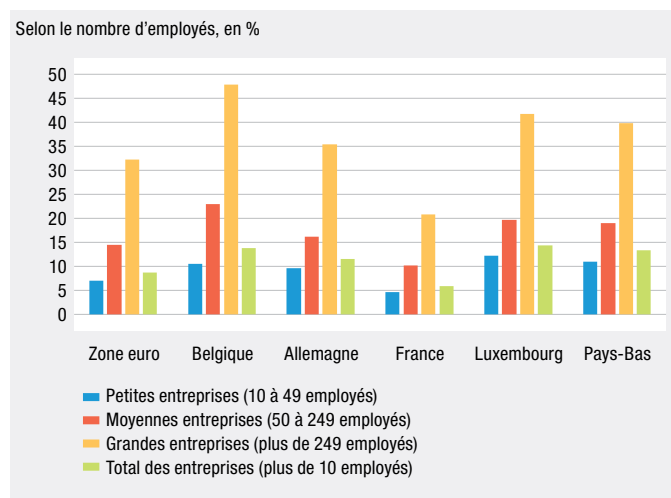
Figure 1
Pourcentage d'entreprises qui utilisent de l'IA



Source : STATEC, calculs CNP

Une analyse plus détaillée de l'utilisation des différentes technologies IA dans les entreprises luxembourgeoises peut être trouvée dans l'annexe de la partie 1 (page 26).²⁴

Figure 2
Utilisation de l'IA dans les entreprises



Source : STATEC, calculs CNP

L'écosystème digital national est propice au développement des technologies numériques, notamment des différentes dimensions de l'intelligence artificielle. La diffusion de l'IA au Luxembourg, même si elle reste modeste (14,4 % des entreprises enquêtées de plus de 10 salariés), est cependant supérieure à celle constatée dans la moyenne de l'UE.

Le FMI confirme aussi que le Grand-Duché est plutôt bien placé en ce qui concerne l'intégration de l'intelligence artificielle dans son économie. Le « AI Preparedness Index »²⁵ du FMI somme quatre dimensions : l'infrastructure numérique, le capital humain, l'innovation technologique et les cadres juridiques. Ces quatre dimensions sont probablement pertinentes pour une adoption en douceur de l'IA. À son tour, chaque dimension est calculée en normalisant et en faisant la moyenne d'un riche ensemble de sous-indicateurs, y compris, mais sans s'y limiter, la présence d'une infrastructure numérique pertinente, un investissement soutenu en capital humain, une expertise inclusive en STEM, la mobilité de la main-d'œuvre et du capital, un écosystème de R&D dynamique et l'adaptabilité des cadres juridiques aux modèles d'affaires numériques.

Une méthode utilisée dans plusieurs études afin d'estimer l'effet potentiel de l'IA sur l'économie est une analyse au niveau des tâches individuelles dans les différentes professions. La méthode combine deux dimensions : premièrement, l'exposition, c'est-à-dire l'impact potentiel de l'IA sur les compétences élémentaires mises en œuvre dans une tâche spécifique, et deuxièmement, la complémentarité en se basant sur le contenu et le contexte des tâches accomplies au sein des professions, par exemple le niveau de surveillance et de responsabilité. Ainsi, si un médecin ou un juge pourraient être techniquement remplacés par des applications d'IA, l'action humaine restera déterminante. L'IA sera donc complémentaire.

²⁴ Cette analyse a été préparée par des chercheurs du STATEC (Georges Zangerlé, Thibaut DiFabio et Hector Candelas).

²⁵ Pour plus d'informations, <https://www.imf.org/external/datamapper/datasets/AIPI>

Ces deux critères permettent le classement fin des professions au niveau détaillé et il est possible ensuite d'en inférer l'impact global de l'IA au niveau des branches, puis au niveau macroéconomique. Cependant, la diffusion des techniques d'IA dépend aussi de l'adoption par les organisations (administrations, entreprises), du prix des logiciels d'IA et de leur mise en œuvre, des compétences informatiques, etc.

Malheureusement, la base de données qui permet l'analyse en profondeur des tâches touchées potentiellement par l'IA est américaine (O*NET²⁶) et reflète un contexte spécifique. Apparemment, il n'y a pas encore de base de données propre à l'Europe. Pour le cas français, on peut se référer à l'étude d'Antonin Bergeaud (2024)²⁷ et, dans le cas suisse, à celle de Marco Salvi et Patrick Schnell (2024)²⁸. Une telle analyse plus fine reste encore à faire dans le cas du Luxembourg et pourrait être traitée à la demande du CNP avec le concours du STATEC.

Pour un exposé détaillé de la méthodologie et un aperçu critique des principales études empiriques, le lecteur est convié à consulter l'excellent rapport de l'OCDE « Miracle or Myth? » de Filipucci, Gal et Schief (2024)²⁹.

²⁶ Pour plus d'informations, <https://www.onetonline.org/>

²⁷ Pour plus d'informations, http://longtermproductivity.com/perso/exposure_ia.pdf

²⁸ Pour plus d'informations, <https://www.avenir-suisse.ch/fr/des-metiers-davenir-comment-lia-influence-le-marche-du-travail-suisse/>

²⁹ Pour plus d'informations, https://www.oecd.org/en/publications/miracle-or-myth-assessing-the-macroeconomic-productivity-gains-from-artificial-intelligence_b524a072-en.html

Tableau 1

Résumé des pistes pour relancer la productivité

Mesures générales	Faire de la productivité une priorité politique <i>Expliquer au grand public l'importance de la productivité, garant du niveau de vie des ménages, du découplage entre la production et les émissions de gaz à effet de serre.</i> <i>Mettre la productivité au top de l'agenda politique en lançant une série d'actions (débats, forums...) en impliquant aussi les partenaires sociaux.</i>
	Simplification administrative <i>Mise en œuvre de la simplification administrative et mise en place du principe « once-only » pour réduire la charge sur les entreprises.</i>
Innovation	Renforcer les capacités de veille et de diffusion technologique <i>Pour pouvoir adopter une approche « fast follower », l'État doit se donner les moyens nécessaires pour suivre les créations d'innovations au niveau international et favoriser leur diffusion à travers l'économie luxembourgeoise.</i> <i>Adopter une approche de « fast follower » de nouvelles innovations</i> <i>En raison de la spécialisation et de la taille de l'économie luxembourgeoise, le Luxembourg n'est pas capable de faire de la R&D dans tous les secteurs. Le Luxembourg devra alors être capable de devenir un « fast follower », c'est-à-dire de développer la capacité d'adopter et d'intégrer les nouvelles innovations, faites à l'intérieur et à l'extérieur du pays, dans le processus de production.</i>
	Investissements accrus dans la R&D <i>Les dépenses en R&D doivent augmenter afin de favoriser l'innovation. Avant tout, les dépenses du secteur privé. Évaluer l'efficacité des dispositifs actuels.</i>
Développement des entreprises	Étude sur la prévalence des entreprises « zombies » <i>Il n'existe pas de chiffres fiables sur le nombre d'entreprises « zombies ». Une étude pourrait donner plus d'informations sur la prévalence des entreprises zombies au Grand-Duché.</i>
	Favoriser la sortie organisée du marché des entreprises zombies <i>Leur sortie du marché permettrait de réorienter les ressources libérées vers des emplois plus productifs.</i> Soutenir le développement des entreprises <i>Beaucoup de start-ups semblent avoir des problèmes pour croître (« Scale-up »). Afin de favoriser leur croissance, il faut faciliter leur accès au financement et simplifier leur accès aux marchés internationaux.</i>
Promouvoir les pratiques de management	Amélioration du niveau des compétences managériales dans le secteur privé et dans le secteur public <i>Le Luxembourg semble afficher un manque de compétences managériales en comparaison internationale. Ce manque doit être remédié à travers des formations et des actions de sensibilisation.</i>
IA	Élaboration d'un plan stratégique IA <i>Le gouvernement doit développer un plan stratégique qui définit les mesures à prendre pour assurer une diffusion de l'IA.</i>
	Organiser un sommet IA et productivité <i>Le gouvernement doit organiser un sommet IA afin de discuter de l'impact probable de l'IA sur la productivité au Luxembourg et de favoriser la prise de conscience de l'importance de ce sujet et des changements profonds qu'il impliquera.</i>

1.2

Productivité du travail

Cette partie propose des analyses sur la productivité du travail et son évolution pendant la période de 1995 à 2023. D'abord, le niveau et l'évolution de la productivité du travail au niveau de l'économie nationale sont décrits et ils sont placés dans un contexte international. Puis, la productivité du travail au Luxembourg est analysée au niveau sectoriel et les disparités entre les différentes branches d'activité sont mises en avant. Finalement, cette partie contient une décomposition de l'évolution de la productivité du travail (en anglais « shift-share analysis ») qui permet d'analyser si des gains (pertes) de productivité du travail sont dus à des gains (pertes) de productivité dans les différentes branches d'activité ou s'ils sont dus à des réallocations de la main-d'œuvre entre les différentes branches.

1.2.1

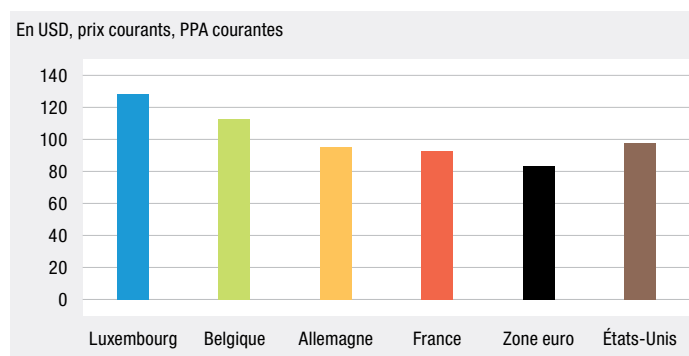
La productivité du travail au niveau macroéconomique

En général, deux manières sont couramment utilisées afin d'analyser la productivité du travail. D'un côté, on peut diviser la valeur ajoutée brute par le nombre d'heures travaillées, c'est donc la richesse créée pendant une heure de travail. De l'autre côté, on peut observer la richesse créée par emploi, c'est-à-dire la valeur ajoutée brute divisée par le nombre d'emplois dans une économie. Le CNP privilégie l'analyse de la valeur ajoutée brute par heure travaillée afin d'éliminer, entre autres, les différences entre les emplois à plein temps et les emplois à temps partiel, comme cela a été déjà expliqué dans les derniers rapports.

La productivité du travail reste élevée au Luxembourg. En 2023, la valeur ajoutée brute par heure travaillée s'élevait à 128,8 USD, exprimée en parité de pouvoir d'achat (PPA) et en prix courants. La productivité du travail est bien plus élevée au Luxembourg qu'en Belgique (112,9 USD), en Allemagne (95 USD), en France (92,8 USD) ainsi qu'en zone euro (83,3 USD) et aux États-Unis d'Amérique (97,7 USD). Le niveau de la productivité élevé du Luxembourg par rapport aux autres pays reflète en partie le poids de la branche des activités financières et d'assurance.

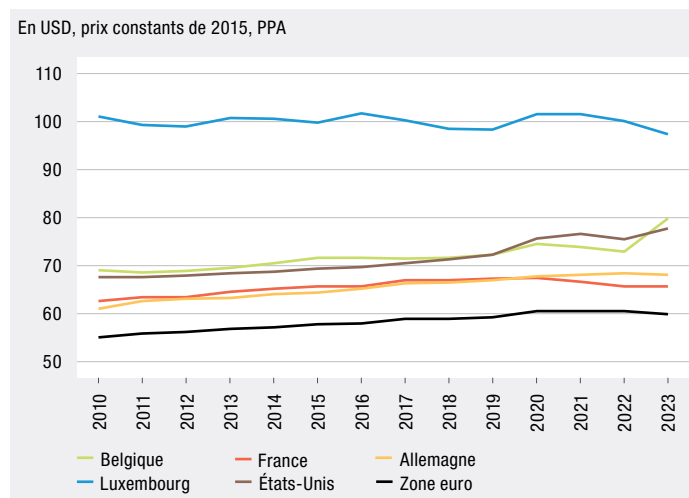
L'évolution de la productivité réelle du travail au Luxembourg au fil du temps est cependant moins positive. La productivité réelle par heure travaillée a largement stagné depuis 2010 et affiche récemment une tendance à la baisse entre 2021 et 2023. En 2023, le niveau de la productivité est tombé à nouveau en dessous de son niveau de 2019. Les pays voisins du Luxembourg ont connu une évolution différente. La croissance de la productivité a été positive en France, en Allemagne, en Belgique et dans la zone euro durant la période de 2010 à 2023. L'Allemagne et la zone euro ont connu une hausse prononcée de leur productivité de 2010 à 2022 avant de légèrement diminuer en 2023.

Figure 3
Niveau de la productivité du travail, PIB par heure travaillée, 2023



Source : OCDE

Figure 4
Évolution de la productivité du travail, PIB par heure travaillée

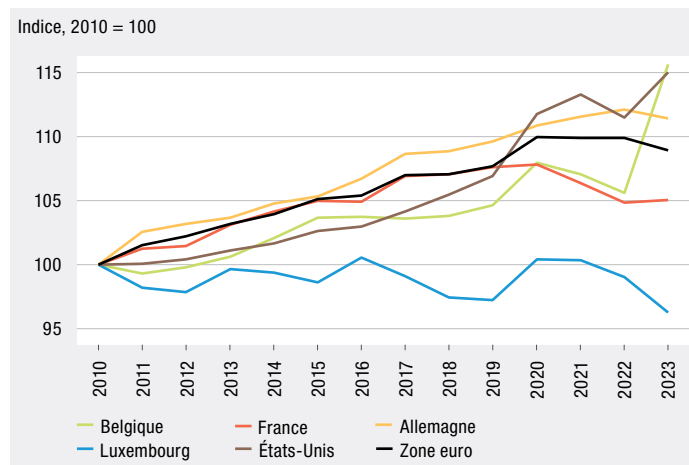


Source : OCDE, calculs CNP

L'évolution positive de la croissance de la productivité en France a été brisée en 2021 suite aux multiples crises successives avant de stagner de 2022 à 2023. La croissance de la productivité en Belgique a évolué à un rythme inférieur à celui des autres pays avant de s'accélérer en 2019. Puis, elle a légèrement diminué de 2021 à 2022 avant de faire un saut en 2023. Aux États-Unis, la croissance de la productivité a été longtemps inférieure à celle des autres pays. En 2021, la croissance a fortement cru avant de diminuer légèrement en 2022. En 2023, elle a repris son rythme de croissance soutenu. En conséquence, l'avantage comparatif du Luxembourg en matière de productivité du travail par heure travaillée diminue de plus en plus, même si la productivité du travail reste encore largement au-dessus des niveaux observés dans les autres pays.

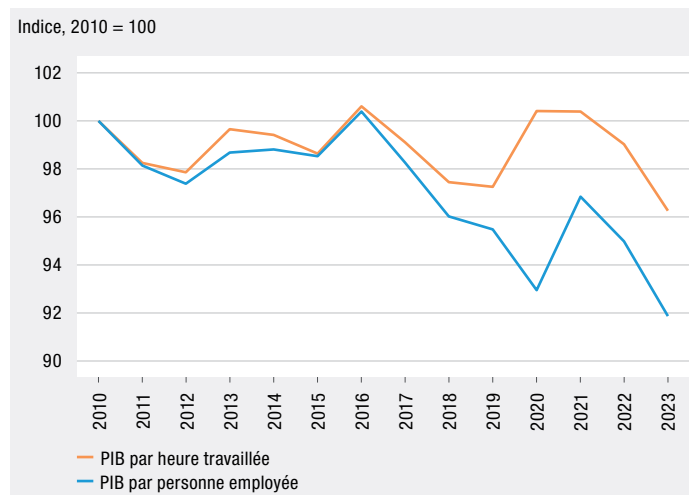
Comme mentionné, un autre moyen de mesurer la productivité du travail est de diviser la valeur ajoutée brute par le nombre d'emplois, ce qui donne la richesse créée par emploi. De 2010 à 2016, la productivité du travail par heure et la productivité du travail par emploi ont évolué de manière similaire au Luxembourg. À partir de 2017, la productivité du travail par emploi a diminué plus fortement que la productivité du travail par heure. Pendant la crise de la Covid-19, l'écart entre la productivité par heure travaillée et la productivité par emploi a atteint son maximum. Cet écart a diminué à nouveau en 2021. Néanmoins, l'évolution de la productivité du travail par emploi reste largement en dessous de la productivité par heure travaillée. Le creusement de cet écart est notamment dû au fait que la moyenne des heures travaillées par employé et par année affiche une tendance à la baisse au cours de la période observée. Cette évolution peut être expliquée par plusieurs facteurs : le recours accru au travail à temps partiel, l'extension des congés légaux et spéciaux ou encore la hausse du taux d'absentéisme³⁰ observée au Luxembourg au cours des dernières années.

Figure 5
Évolution de la productivité du travail, PIB (en prix constants de 2015) par heure travaillée



Source : OCDE, calculs CNP

Figure 6
Évolution de la productivité réelle du travail au Luxembourg, par heure travaillée et par personne employée



Source : STATEC, calculs CNP

³⁰ Pour plus d'informations : <https://lgss.gouvernement.lu/fr/publications/apercus-et-cahiers/apercus/202310no25.html>

Encadré 2

PIB en valeur vs. PIB en volume – les implications sur l'évolution de la productivité

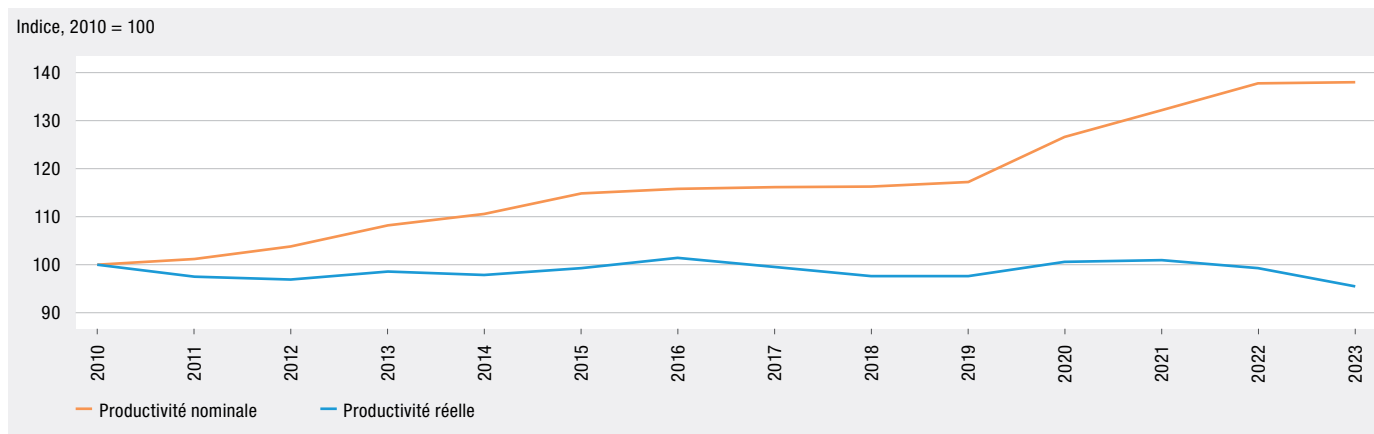
Le CNP se base dans ses analyses macroéconomiques de la productivité du travail généralement sur l'évolution de la productivité réelle (en volume) par heure travaillée ou par personne. Elle est obtenue en divisant le PIB réel soit par le nombre d'heures travaillées, soit par le nombre de personnes employées. Ceci est une approche courante pour analyser l'évolution de la productivité. L'utilisation du PIB réel et non pas du PIB nominal offre l'avantage de pouvoir comparer un volume d'output (PIB) avec un volume d'input (travail). Le PIB nominal, c'est-à-dire le PIB à prix courants, comprend les effets des variations de prix (inflation). Ainsi, le PIB nominal croît automatiquement si l'économie se trouve dans une phase inflationniste, même si le volume de la production de biens et services reste constant. Afin d'éliminer ces effets de prix, on utilise couramment le PIB réel, donc le PIB exprimé en prix constants relatif à une année de base. Le PIB nominal est alors corrigé par un déflateur du PIB qui reflète l'évolution des prix dans l'économie.

L'approche par le PIB réel n'est cependant pas sans faiblesse. En effet, il n'est pas facile de mesurer le PIB hors prix (de déflater le PIB) dans les activités de services qui dominent largement l'économie luxembourgeoise, car il faut souvent trouver des substituts de prix des services.³¹ Le CNP avait déjà constaté dans son rapport annuel en 2019 que le déflateur du PIB au Luxembourg avait augmenté plus vite que dans d'autres pays, ce qui pèse sur l'évolution de la productivité réelle.³² De plus, le déflateur ne permet pas de prendre en compte l'évolution de la qualité des biens et services offerts.

Si on considère la productivité nominale (PIB en valeur/heures travaillées), et non pas la productivité réelle (PIB réel/heures travaillées), l'image de l'évolution de la productivité change radicalement. La productivité nominale a été croissante en continu au Luxembourg et même plus favorable que dans ses pays voisins.³³

L'utilisation du PIB en valeur ne change pas seulement l'image de l'évolution de la productivité, mais évidemment aussi celle d'autres indicateurs économiques qui sont liés au concept de la productivité, par exemple le coût salarial unitaire (CSU) qui met en lien les coûts salariaux avec la productivité du travail.

Figure 7
Évolution de la productivité nominale et de la productivité réelle par heure travaillée



Source : STATEC, calculs CNP

³¹ Pour plus d'informations, [https://one.oecd.org/document/ECO/WKP\(2018\)79/En/pdf](https://one.oecd.org/document/ECO/WKP(2018)79/En/pdf) p. 14

³² Pour plus d'informations, <https://odc.gouvernement.lu/dam-assets/domaines/cnp/CNP-rapport-2019.pdf>

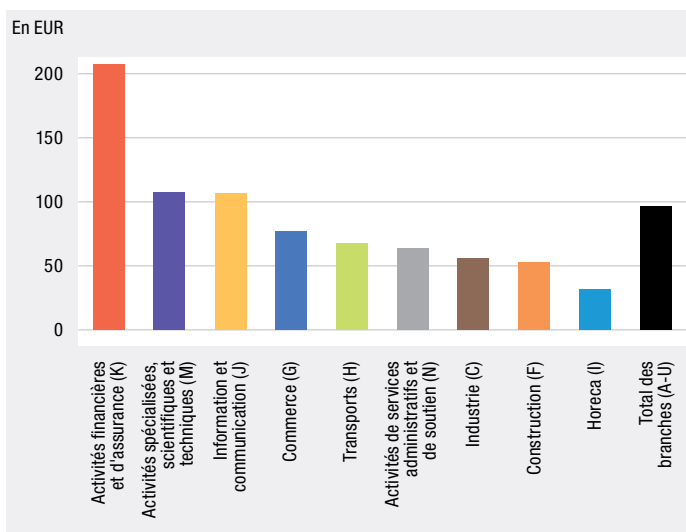
³³ Pour plus d'informations, voir p.ex. CSL Econews n° 1 février 2024, À propos de l'évolution de la productivité : thermomètre défaillant ou problème réel ? <https://www.csl.lu/app/uploads/2024/02/econews-1-2024.pdf>

1.2.2

La productivité du travail par branche

Une analyse plus approfondie des chiffres au niveau de l'économie nationale révèle de fortes disparités entre les différentes branches d'activité en ce qui concerne la valeur ajoutée brute et les heures travaillées. Forcément, le niveau et l'évolution de la productivité se distinguent d'une branche à l'autre. Dans les analyses qui suivent, ces évolutions sont traitées de plus près au niveau des branches individuelles. Les secteurs sont agrégés au premier niveau de la nomenclature statistique des activités économiques dans la Communauté européenne (NACE Rév. 2). Seules les branches d'activité du secteur marchand seront analysées.³⁴

Figure 8
Niveau de la productivité du travail au Luxembourg, 2023, branches sélectionnées (VAB en valeur/heure travaillée)



Source : STATEC, calculs CNP

Quelques branches se distinguent par une productivité du travail par heure travaillée au-dessus de la productivité totale au niveau national (96,6 EUR/h), ce sont les activités financières et d'assurance (207,2 EUR/h), les activités spécialisées, scientifiques et techniques (106,9 EUR/h) et l'information et la communication (106,2 EUR/h). Les autres secteurs retenus pour cette analyse ont tous une productivité inférieure à la productivité au niveau national. Ce sont, en ordre décroissant, le commerce (77,1 EUR/h), les transports (67,4 EUR/h), les activités de services administratifs et de soutien (63,4 EUR/h), l'industrie (55,5 EUR/h), la construction (52,2 EUR/h) et l'horeca (31,2 EUR/h).

Les graphiques suivants illustrent pour chaque secteur sélectionné, sous forme d'index, l'évolution de la valeur ajoutée brute (en volume), le nombre d'heures travaillées et la productivité du travail, obtenue en divisant la valeur ajoutée brute par le nombre d'heures travaillées.

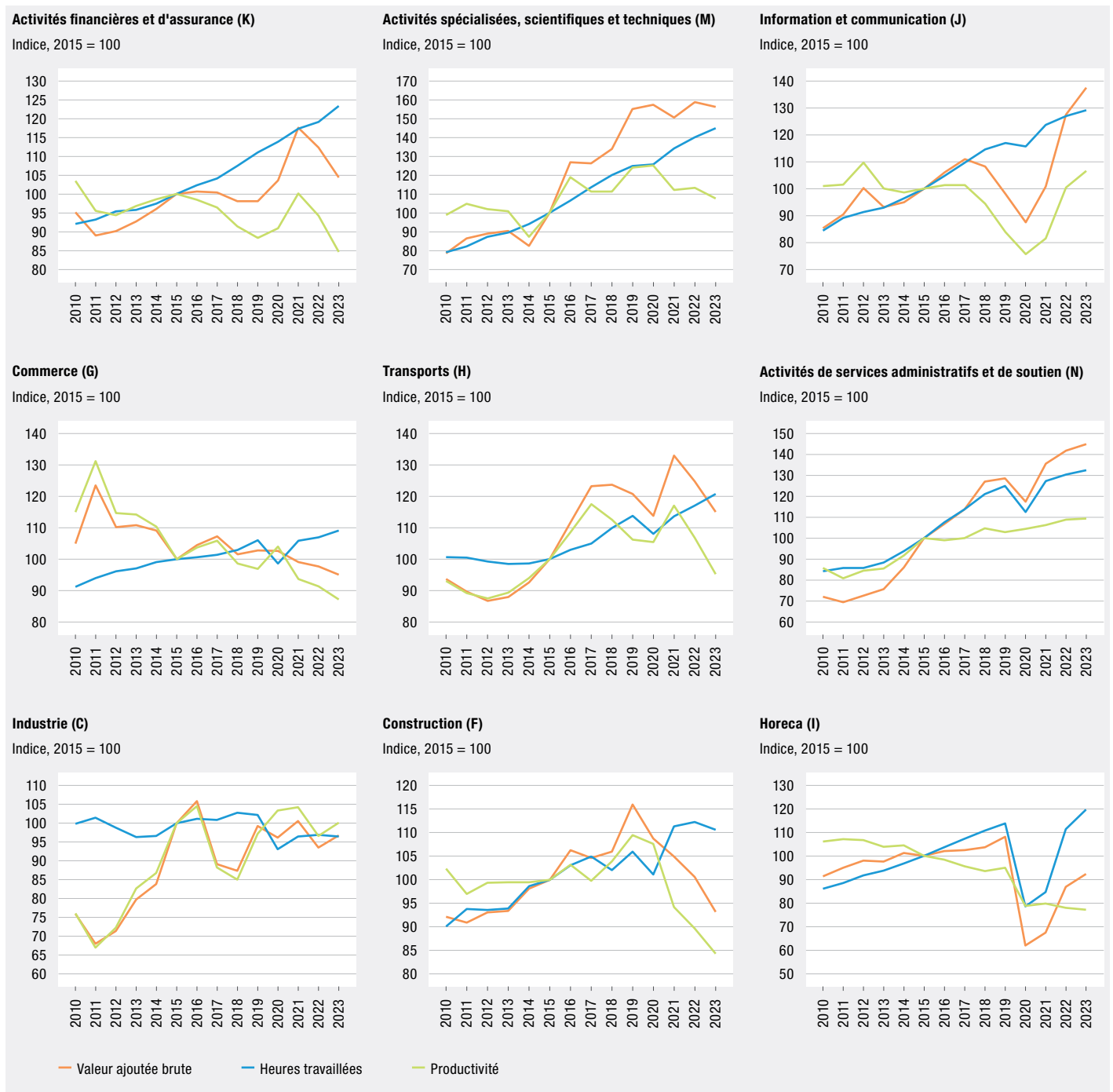
Le nombre d'heures travaillées dans la branche des activités financières et d'assurance (K) a augmenté de manière constante d'environ 2,5 % par année en moyenne de 2010 à 2022, avec une légère accélération en 2023. Il est à noter que la crise sanitaire liée à la Covid-19 n'a quasiment pas impacté le nombre d'heures travaillées dans le secteur financier, contrairement à la majorité des autres secteurs. L'évolution de la valeur ajoutée brute dans le secteur était plus volatile : après une chute en 2010, elle a augmenté de manière prononcée avant de s'atténuer en 2016. De 2020 à 2021, la valeur ajoutée a fortement augmenté avant de chuter à nouveau en 2022 et 2023. Suite à la croissance continue des heures travaillées et la volatilité de la valeur ajoutée, l'évolution de la productivité était variée de 2010 à 2023, avec une tendance vers le bas.

La branche de l'information et de la communication (J) a connu une évolution similaire à celle du secteur financier en ce qui concerne le nombre d'heures travaillées. Le nombre d'heures travaillées était en constante augmentation, à l'exception de l'année 2020 en pleine crise de la Covid-19 où il a stagné avant de retrouver son rythme de croissance pré-crise. La valeur ajoutée brute a évolué de manière plus volatile. Elle a augmenté jusqu'en 2012 avant de diminuer en 2013 pour augmenter à nouveau jusqu'à 2017. À partir de 2018, elle a commencé à diminuer avant de s'effondrer en 2019 et d'atteindre son minimum en 2020. Par la suite, la valeur ajoutée brute a augmenté fortement de 2021 jusqu'à 2023. La productivité a atteint son pic en 2012 avant d'entrer dans une période de stagnation de 2013 jusqu'en 2017. Avec la chute de la valeur ajoutée brute en 2018, la productivité a aussi diminué pour atteindre son minimum en 2020. Mais à cause de la croissance continue des heures travaillées, la croissance de la productivité a toujours été inférieure à celle de la valeur ajoutée à partir de 2015, alors qu'elle était supérieure avant 2015.

L'évolution de la valeur ajoutée brute dans les activités spécialisées, scientifiques et techniques (M) a quasiment stagné depuis 2019, alors que le nombre d'heures travaillées n'a cessé d'augmenter. En conséquence, la productivité se trouve sur une trajectoire négative depuis 2020.

³⁴ Comme décrit dans le rapport annuel 2022-2023 du CNP, mesurer la productivité dans le secteur public et non marchand est compliqué pour diverses raisons. Pour plus d'informations : <https://odc.gouvernement.lu/dam-assets/domaines/cnp/cnp-rapport-2022-2023.pdf>

Figure 9
Évolution de la valeur ajoutée brute (en volume), des heures travaillées et de la productivité du travail, secteurs sélectionnés



Source : STATEC, calculs CNP

Dans l'industrie (C), la valeur ajoutée brute et la productivité ont longtemps évolué de manière quasi identique résultant du fait que le nombre d'heures travaillées est resté stable de 2010 à 2019. Suite à la crise de la Covid-19 en 2020 et les mesures sanitaires mises en place, le nombre d'heures travaillées a été fortement impacté pour se stabiliser à un niveau inférieur qu'avant la crise. La valeur ajoutée ainsi que la productivité ont augmenté considérablement entre 2011 et 2016 avant de s'effondrer en 2017. À partir de 2020, la croissance de la productivité et celle de la valeur ajoutée brute ont divergé à cause de la chute des heures travaillées. La valeur ajoutée brute a diminué en 2022. En 2023, la valeur ajoutée brute et la productivité ont connu une légère croissance.

Le nombre d'heures travaillées dans le commerce (G) n'a cessé d'augmenter entre 2010 et 2023, à l'exception de l'année 2020 durant la pandémie. La valeur ajoutée brute a évolué en dents de scie, mais se trouve à moyen terme sur une trajectoire négative. Ce constat s'applique aussi à l'évolution de la productivité. Depuis 2020, la perte de productivité s'est encore accélérée comme le nombre d'heures travaillées a crû à une vitesse plus élevée.

La productivité dans la branche des activités de services administratifs et de soutien (N) a évolué positivement de 2010 à 2015, mais par la suite, elle est entrée dans une phase de stagnation. Ceci est dû au fait que le nombre d'heures travaillées et la valeur ajoutée brute ont évolué de manière presque identique de 2015 à 2020. À partir de 2021, la valeur ajoutée brute a crû légèrement plus vite que le nombre d'heures travaillées et ainsi la productivité a recommencé à croître légèrement.

Dans les transports (H), la productivité a pu croître de manière continue de 2012 à 2017 avant de diminuer entre 2018 et 2020. En 2021, la productivité a augmenté à l'issue de la première année de la pandémie marquée par des mesures sanitaires restrictives.

L'évolution de la productivité n'a pas affiché de bons résultats depuis 2021, elle a diminué au point qu'elle est tombée en dessous de son niveau de 2015. Ceci est dû à une augmentation constante des heures travaillées depuis 2019 et l'effondrement de la valeur ajoutée brute en 2022 et 2023.

L'évolution de la productivité dans la construction (F) a été longtemps quasiment atone, de 2010 à 2017. Ceci résulte de l'évolution très similaire de la valeur ajoutée brute et des heures travaillées dans le secteur. Entre 2017 et 2019, l'évolution de la valeur ajoutée brute était positive pour atteindre son pic en 2019, alors que le nombre d'heures travaillées a fluctué autour d'un niveau légèrement au-dessus du niveau de 2015. Ainsi, la productivité a augmenté durant cette période. En 2020, la valeur ajoutée brute a commencé à chuter en raison des mesures sanitaires mises en place durant la pandémie. Ce trend ne s'est pas arrêté et la valeur ajoutée brute a continué à diminuer de manière drastique à cause des hausses des prix des matières premières et des taux d'intérêt élevés qui ont fait reculer la demande. L'emploi a relativement bien résisté en 2020 en raison du mécanisme du chômage partiel en place au Luxembourg et a évolué de manière positive en 2021 pour ensuite stagner à un niveau élevé en 2022 et 2023. Conséquemment, la productivité s'est effondrée de manière encore plus radicale que la valeur ajoutée brute entre 2020 et 2023.

La productivité dans l'Horeca (I) a constamment diminué entre 2010 et 2023, parce que le nombre d'heures travaillées a augmenté plus vite que la valeur ajoutée brute entre 2010 et 2019. En 2020, le nombre d'heures travaillées ainsi que la valeur ajoutée brute ont fortement diminué à cause des restrictions sanitaires. Par la suite, les deux valeurs ont évolué de manière parallèle, mais la valeur ajoutée brute est toujours restée en dessous de l'évolution des heures travaillées.

Tableau 2
Évolution de la valeur ajoutée brute, des heures travaillées et de la productivité du travail entre 2010 et 2023, niveau sectoriel (VAB en volume, en EUR 2015)

	Évolution de la valeur ajoutée brute	Évolution des heures travaillées	Évolution de la productivité par heure
	2010-2023	2010-2023	2010-2023
Agriculture, sylviculture et pêche (A)	-0,2 %	-0,7 %	0,5 %
Industries extractives (B)	-4,2 %	-1,6 %	-2,6 %
Industrie manufacturière (C)	2,1 %	0,0 %	2,1 %
Production et distribution d'électricité, de gaz, de vapeur et d'air conditionné (D)	-0,3 %	1,4 %	-1,7 %
Production et distribution d'eau ; assainissement, gestion des déchets et dépollution (E)	-1,1 %	1,8 %	-2,9 %
Construction (F)	0,4 %	1,4 %	-0,9 %
Commerce ; réparation d'automobiles et de motocycles (G)	0,4 %	1,5 %	-1,1 %
Transports et entreposage (H)	2,0 %	1,3 %	0,7 %
Hébergement et restauration (I)	0,3 %	2,5 %	-2,2 %
Information et communication (J)	4,2 %	3,2 %	1,0 %
Activités financières et d'assurance (K)	0,6 %	2,1 %	-1,4 %
Activités spécialisées, scientifiques et techniques (M)	5,1 %	4,6 %	0,5 %
Activités de services administratifs et de soutien (N)	4,9 %	3,8 %	1,0 %
Total des branches (A-U)	2,2 %	2,4 %	-0,2 %

Source : STATEC, calculs CNP

1.2.3

Une décomposition de la croissance de la productivité du travail

Cette partie propose une analyse « shift-share » qui permet d'analyser plus en profondeur l'évolution de la croissance de la productivité du travail.³⁵ Le taux de croissance de la productivité au niveau macroéconomique résulte de l'interaction de différents effets. D'un côté, il y a les gains de productivité au sein des différentes branches d'activité de l'économie. De l'autre côté, il peut aussi être influencé par des changements structurels au sein de l'économie. Ainsi, la répartition des heures travaillées parmi les différentes branches d'activité d'une économie change d'année en année. Comme décrit dans la partie 3.2., la productivité du travail varie fortement entre les différentes branches d'activité. Une expansion des heures travaillées dans un secteur avec une productivité élevée en dépit d'une réduction des heures travaillées dans un secteur avec une faible productivité entraînerait ainsi une croissance de la productivité du travail au niveau agrégé. De même pour une expansion des heures travaillées dans un secteur qui connaît une forte croissance de productivité du travail en dépit des heures travaillées dans un secteur qui connaît une décroissance de la productivité. Ainsi, la croissance de la productivité du travail agrégée se laisse décomposer en 3 effets.

D'abord, il y a l'*effet intrinsèque* qui décrit la contribution des gains de productivité au sein des différents secteurs d'activité à la croissance de la productivité du travail au niveau national. Ainsi, si un secteur connaît des gains de productivité, il contribue positivement à la croissance de la productivité du travail au niveau agrégé. L'amplitude de cette contribution dépend à la fois de l'amplitude de la croissance de la productivité dans le secteur, mais aussi de l'importance du secteur dans l'économie nationale.³⁶ Plus un secteur est important dans l'économie, plus sa contribution sera forte. Puis, il y a l'*effet de réallocation statique* qui influence l'évolution de la productivité du travail. Celui-ci renforce la croissance de la productivité du travail si plus d'heures de travail sont prestées dans les secteurs à productivité élevée par rapport à la branche à faible productivité. Finalement, l'*effet de réallocation dynamique* contribue positivement à une croissance de la productivité du travail plus élevée si la part des heures travaillées dans des secteurs qui connaissent un taux de croissance de la productivité élevée augmente par rapport aux secteurs qui subissent un taux de croissance de la productivité plus faible, voire négatif. Ceci peut être résumé dans la formule suivante :

$$\frac{LP_{tot,t}^{PY} - LP_{tot,t-1}}{LP_{tot,t-1}} =$$

Croissance productivité
du travail agrégée

$$\sum_i \left[\underbrace{\frac{Y_{i,t-1}}{Y_{tot,t-1}} \left(\frac{LP_{i,t}^{PY} - LP_{i,t-1}}{LP_{i,t-1}} \right)}_{\text{Effet intrinsèque}} + \underbrace{\left(S_{i,t} - S_{i,t-1} \right) \left(\frac{LP_{i,t-1} - 1}{LP_{tot,t-1}} \right)}_{\text{Effet réallocation statique}} + \underbrace{\left(\frac{S_{i,t}}{S_{i,t-1}} - 1 \right) \left(\frac{Y_{i,t-1}}{Y_{tot,t-1}} \right) \left(\frac{LP_{i,t}^{PY} - LP_{i,t-1}}{LP_{i,t-1}} \right)}_{\text{Effet réallocation dynamique}} \right]$$

où LP_t désigne la productivité du travail par heure travaillée en prix courants dans la période t et LP_t^{PY} la productivité du travail dans t en prix de l'année précédente. $Y_{i,t-1}$ désigne la valeur ajoutée dans le secteur i dans la période t-1 et $S_{i,t}$ la part des heures travaillées dans le secteur i en t parmi les heures travaillées dans l'économie totale.

Dans la suite de cette partie, les chiffres publiés pour le Luxembourg dans le « OECD Compendium of Productivity Indicators 2024 » seront analysés plus en détail. Remarquons au préalable, en vue d'éviter les confusions, qu'il y a des différences avec les données analysées dans la partie précédente. En effet, l'OCDE utilise la classification ISIC Rév. 4³⁷ pour définir les différentes branches d'activité, qui est différente de la classification NACE Rév. 2 qui est couramment utilisée par Eurostat et le Statec. Ainsi, les données pour les comptes nationaux peuvent légèrement varier, comparées à celles qui ont été analysées dans la partie précédente. De plus, les branches d'activité de l'immobilier, de l'administration publique et de la défense, de l'éducation et de la santé ne sont pas considérées dans cette partie. Ces dernières sont des branches non marchandes, dont la valeur ajoutée brute est approchée par les moyens humains mobilisés, comme déjà discuté dans le dernier rapport annuel du CNP 2022-2023³⁸. La branche de l'immobilier est exclue, car la valeur ajoutée attribuée à cette branche inclut des loyers fictifs, elle est disproportionnée au vu du nombre d'heures travaillées dans ces secteurs dans les comptes nationaux. Indépendamment de ces limitations statistiques, les effets structurels de la décomposition de la productivité sont riches en enseignements.

En décomposant la croissance de la productivité du travail, on peut constater que l'effet de réallocation dynamique a un effet marginal sur la croissance de la productivité du travail au Luxembourg et que l'évolution de la croissance de la productivité au niveau national dépend avant tout de l'effet de réallocation statique (variations d'heures prestées dans des branches avec des niveaux de productivité variés) et encore plus de l'effet intrinsèque (évolution de la productivité au sein des différentes branches d'activité). Entre 1995 et 2000, l'effet de la réallocation statique avait à peu près le même impact sur l'évolution de la productivité du travail que l'effet intrinsèque. Par la suite, l'effet intrinsèque a gagné en importance. Pendant la période de 2000 à 2019, il a largement dominé les effets de réallocation. Cette dynamique a changé en 2020. Afin de limiter la propagation de la Covid-19, de nombreuses restrictions ont été mises en place. Entre autres, certaines branches ont été mises à l'arrêt et la liberté de circulation a été limitée.

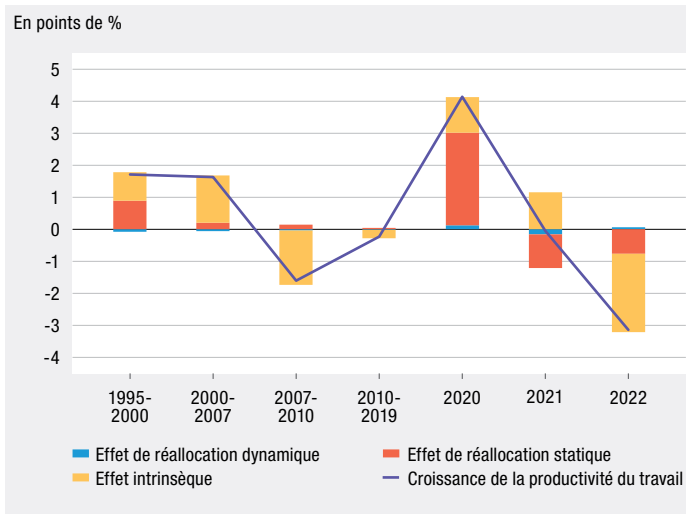
³⁵ Cette partie se base sur les travaux de l'OCDE. En effet, l'OCDE publie régulièrement le « OECD Compendium of Productivity Indicators ». L'édition de 2023 sert d'inspiration pour cette partie et les chiffres sont issus de l'édition 2024. Pour plus d'informations : <https://www.oecd.org/fr/publications.html>

³⁶ L'importance ici dépend de la part de la valeur ajoutée totale qu'un secteur génère par année.

³⁷ Pour plus d'informations : https://unstats.un.org/unsd/demographic-social/census/documents/isic_rev4.pdf

³⁸ Tous les rapports annuels du CNP sont disponibles sur le site de l'Observatoire de la compétitivité : <https://odc.gouvernement.lu/fr/domaines-activite/cnp.html>

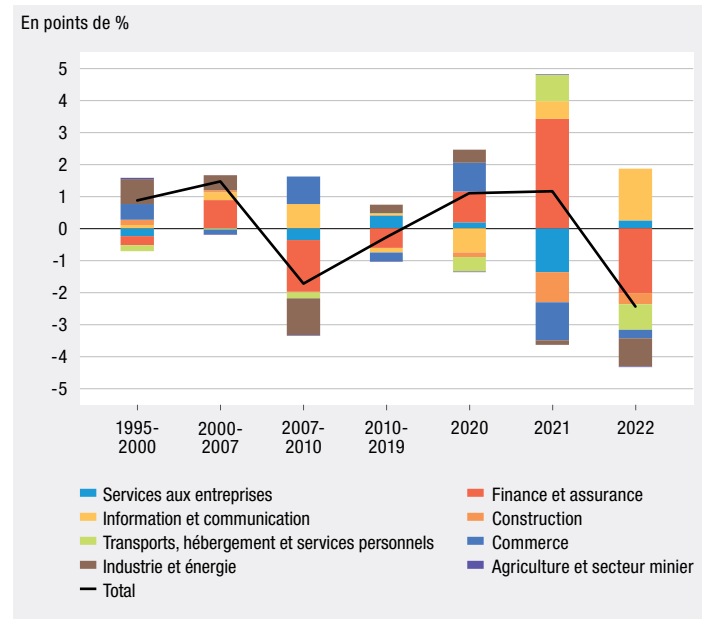
Figure 10
Décomposition de la croissance de la productivité du travail



Source : OCDE

Ce sont surtout les branches avec une faible productivité qui ont été impactées le plus par les restrictions pendant le premier confinement lors de la pandémie de la Covid-19. Les secteurs de l'Horeca et de la construction par exemple ont dû cesser leurs activités temporairement. En même temps, le télétravail a été plus répandu dans les secteurs avec une productivité de travail élevée. Ainsi, avec une forte réduction des heures travaillées dans les secteurs à productivité faible et le maintien des heures travaillées dans les secteurs les plus productifs, ces derniers ont gagné plus de poids dans l'économie, ce qui explique l'effet de réallocation statique positif important en 2020, qui a largement dominé l'effet intrinsèque. Cette évolution a été observée dans la plupart des pays membres de l'OCDE. Ce phénomène s'est renversé en 2021 avec la réouverture progressive de l'ensemble de l'économie. En 2022, la productivité du travail a chuté avec l'affaiblissement de la situation conjoncturelle mondiale, partiellement en raison d'une hausse très élevée des prix de l'énergie en 2022, résultant de l'invasion de l'Ukraine par la Russie.

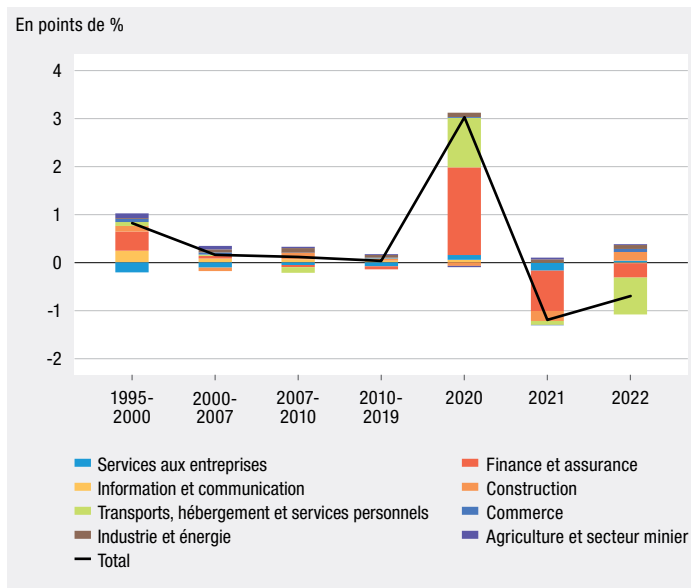
Figure 11
Contributions des différentes branches d'activité au total de l'effet intrinsèque



Source : OCDE

Sachant que le secteur financier et des assurances compte directement pour environ 25 % du PIB luxembourgeois, il n'est guère surprenant que la croissance de la productivité du travail au sein de cette branche exerce une influence importante sur l'évolution de la productivité du travail au Luxembourg au niveau total. On observe que sa contribution à l'évolution de la productivité du travail au niveau de l'économie nationale de 2007 à 2019, mais elle l'a dopée en 2020 et surtout en 2021 avant que la contribution de la branche financière et des assurances redevienne négative en 2022. La branche de l'industrie manufacturière a contribué de manière variée à l'effet intrinsèque. Entre 1995 et 2007 ainsi que pour la période de 2010 à 2020, ce secteur a contribué positivement à l'effet intrinsèque, alors qu'il a pesé très négativement durant la crise financière (2007-2010) ainsi qu'en 2022. Le secteur des TIC a exercé une influence positive sur l'effet intrinsèque, à part pendant les périodes entre 1995 et 2000 et de 2010 à 2020. Son influence était la plus importante entre 2007 et 2010, en 2020 et en 2022. Le secteur du commerce a contribué de manière variée à l'effet intrinsèque. Alors que sa contribution a été positive entre 1995 et 2000, entre 2007 et 2010 et en 2020, sa contribution a été négative pendant les autres périodes. La contribution de la branche des services aux entreprises était la plus importante en 2021 où elle a contribué négativement à l'effet intrinsèque. Sa contribution dans les autres périodes était bien plus modeste et variée, étant positive pendant quelques périodes et négative pendant d'autres.

Figure 12
Contribution des différentes branches d'activité au total des effets de réallocations



Source : OCDE

La Figure 12 illustre la contribution des différents secteurs d'activité aux effets de réallocations totaux.³⁹ On peut observer que, entre 1995 et 2000, toutes les branches d'activité, à part la branche des services aux entreprises, ont contribué positivement aux effets de réallocations. Dans les années qui suivent, les effets de réallocations ont perdu en importance et les branches ont contribué de manière diversifiée à la croissance de la productivité du travail à travers les effets de réallocations. En 2020, l'importante croissance de la contribution des effets de réallocations à la croissance de la productivité du travail était majoritairement due à la branche de la finance et de l'assurance et à la branche du transport, de l'hébergement et des services personnels. Mais aussi les services aux entreprises et la branche des TIC ont exercé une influence positive sur la croissance de la productivité du travail. Avec la réouverture de l'économie en 2021 après les confinements liés à la pandémie, les secteurs ont eu un impact inverse à la contribution aux effets de réallocations qu'en 2020, le secteur financier ayant eu l'impact le plus prononcé. En 2022, c'était avant tout la branche du transport, de l'Horeca et des services personnels et la branche de la finance et des assurances qui ont pesé sur les effets de réallocations.

En général, on constate que l'effet intrinsèque est plus variable que les effets de réallocations qui sont, en temps normaux, positifs, mais très faibles. Ce constat incite différents économistes à une réflexion concernant la politique économique : est-ce qu'il ne faudrait pas plutôt favoriser la croissance de la productivité au sein des branches (et des entreprises existantes) que le développement de nouvelles branches à haut potentiel productif ? L'argument en faveur des politiques favorisant un développement des industries à haut potentiel productif est souvent que l'attraction des entreprises actives dans ces secteurs mènerait plus ou moins automatiquement à une productivité plus élevée au niveau macroéconomique. Néanmoins, cet argument ignore qu'au sein des secteurs qui sont en moyenne hautement productifs, toutes les entreprises ne sont pas nécessairement hautement productives⁴⁰. Ainsi, le développement des secteurs hautement productifs ailleurs n'entraînerait pas une croissance de la productivité au niveau macroéconomique. Le niveau de la productivité par heure travaillée dans le secteur de l'information et de la communication varie fortement au sein de l'UE⁴¹.

³⁹ Les effets de réallocations totaux sont obtenus en sommant l'effet de réallocation statique et l'effet de réallocation dynamique.

⁴⁰ Pour plus d'informations, voir https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/about/programmes/global-forum-on-productivity/events/paris-2024/ppts/Session_1_1_Jonathan_Haskel.pdf

⁴¹ Pour plus d'informations, https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/sbs_ovw_act__custom_14056793/default/bar?lang=en

1.3

Productivité des ressources et de l'énergie

Dans une optique de développement durable, cette partie retrace l'évolution de la productivité des ressources et de l'énergie entre l'année 2000 et 2022 ou 2023, selon la disponibilité des données. L'analyse descriptive vise le long terme afin de déceler des changements structurels éventuels. Le CNP s'engage à répéter régulièrement cet exercice d'analyse afin de suivre les efforts du Luxembourg dans la transition écologique de son économie.

1.3.1

La productivité des ressources et des matières

La productivité des ressources permet de mesurer le découplage entre l'utilisation de matières et la croissance économique. L'indicateur sert à suivre les progrès des économies vers la réalisation d'un des objectifs de développement durable⁴² (ODD) établis par l'Organisation des Nations Unies (ONU), à savoir l'ODD 12 qui vise à établir des modes de consommation et de production durables. L'indicateur est calculé en divisant le produit intérieur brut⁴³ (PIB à prix constants) par le volume de matières utilisées⁴⁴ (mesuré en milliers de tonnes).

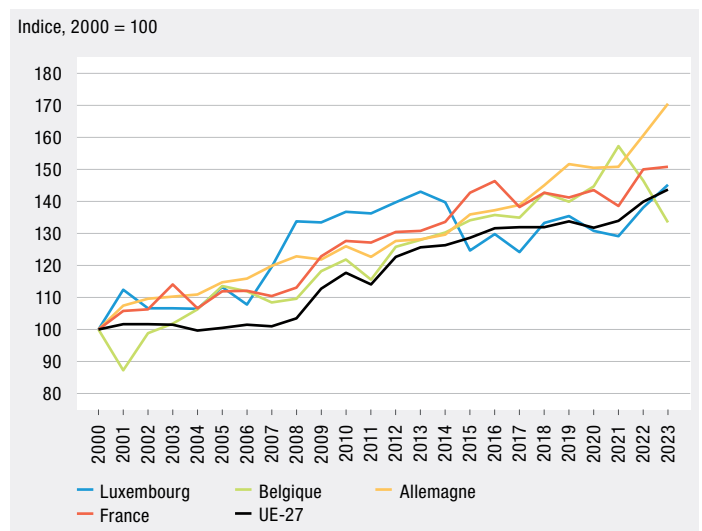
1.3.1.1

L'approche par la consommation intérieure de matières

Dans ses rapports précédents, le CNP a toujours utilisé un indicateur proposé par Eurostat pour analyser la productivité des ressources⁴⁵. Cet indicateur est basé sur la consommation intérieure de matières (CIM ou *Domestic material consumption – DMC*), qui désigne la consommation totale de matières générée par la demande intérieure dans l'économie et exclut donc la consommation liée au marché à l'exportation. Dans les comptes de flux des matières, qui comprennent comme catégories de matières la biomasse, les minerais métalliques, les minerais non métalliques, les matières/vecteurs énergétiques fossiles, les autres produits ainsi que les déchets pour traitement et élimination définitifs, la DMC correspond ainsi à l'extraction intérieure, majorée des importations et diminuée des exportations.

Comparé aux autres États membres et l'UE dans son ensemble, le niveau de la productivité des ressources reste élevé au Luxembourg. Exprimé en standard de pouvoir d'achat (SPA) par kilogramme, seuls les Pays-Bas et l'Italie devançant le Luxembourg en 2023 pour cet indicateur.

Figure 13
Évolution de la productivité des ressources, PIB/DMC



Source : Eurostat

La performance du Luxembourg est par contre moins bonne en termes d'évolution, notamment au cours des dix dernières années. En effet, après une hausse spectaculaire en 2007 et 2008, l'évolution positive de la productivité des ressources a continué au ralenti jusqu'en 2013. En 2014 et surtout en 2015, la productivité des ressources du Luxembourg a chuté sèchement, puis elle a continué à évoluer en dents de scie, avec une légère tendance à la hausse à l'horizon 2023 pour revenir légèrement au-dessus du niveau de 2013. Contrairement au Luxembourg, ses trois pays voisins et l'UE dans son ensemble affichent une tendance à la hausse plutôt régulière sur l'ensemble de la période observée. L'exception étant la Belgique qui connaît une chute prononcée de la productivité des ressources depuis 2021.

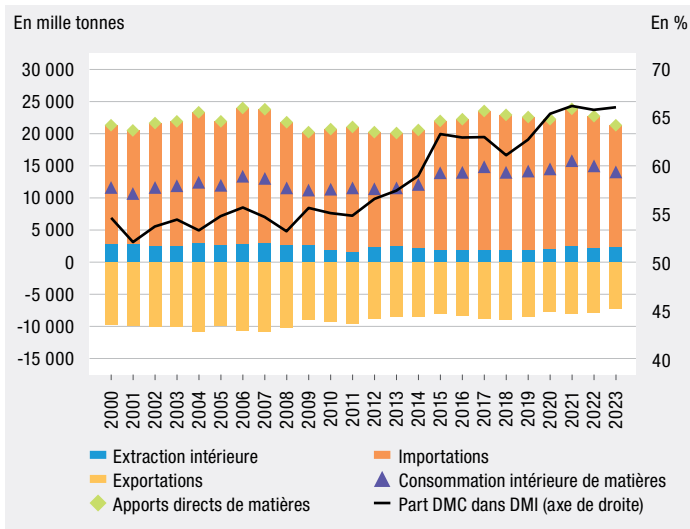
⁴² Nations Unies, objectifs de développement durable, <https://www.un.org/sustainabledevelopment/fr/objectifs-de-developpement-durable/>

⁴³ Pour plus d'informations sur les données : Eurostat, PIB et principaux composants, https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/nama_10_gdp

⁴⁴ Pour plus d'informations sur les données : Eurostat, Comptes de flux de matières, https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/env_ac_mfa

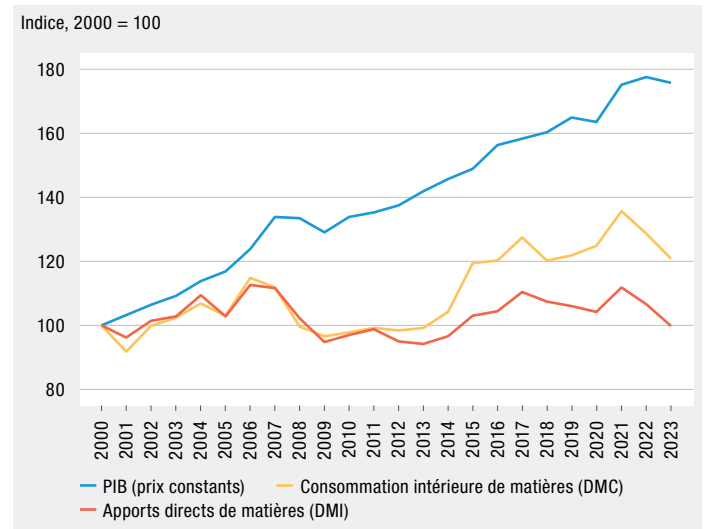
⁴⁵ Pour plus d'informations sur les données : Eurostat, Productivité des ressources, https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/env_ac_rp

Figure 14
Luxembourg, flux des matières, total des matières



Source : Eurostat, calculs CNP

Figure 15
Luxembourg, découplage PIB, DMC et DMI



Source : Eurostat, calculs CNP

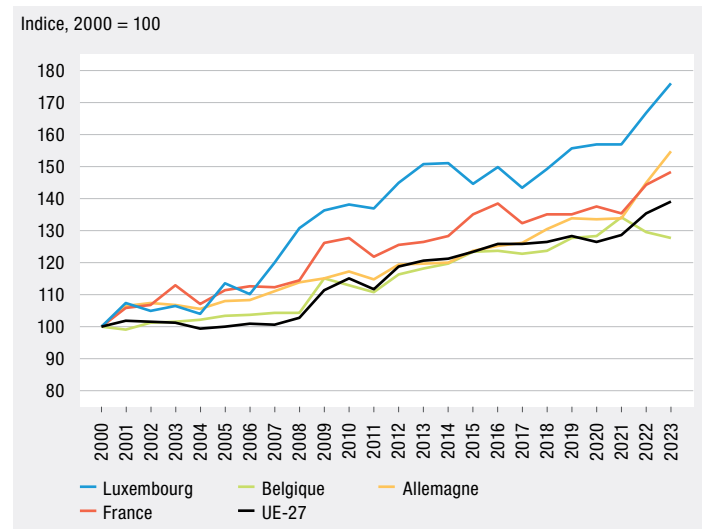
1.3.1.2 L'approche par l'apport direct de matières

Afin d'ajouter un élément complémentaire à l'analyse, le CNP juge pertinent d'analyser la productivité des ressources non seulement sur base de la consommation intérieure des matières, mais également par l'apport direct de matières (*Direct material inputs*, DMI) qui mesure l'apport de matières destinées à être utilisées par une économie, c'est-à-dire toutes les matières premières ayant une valeur économique et utilisées dans les activités de production et de consommation. Le DMI correspond à l'extraction intérieure, à laquelle s'ajoutent les importations. L'agrégat « apport direct de matières » ne tient donc pas compte des exportations, à la différence de l'agrégat « consommation intérieure de matières ».

Pour distinguer les deux approches et éviter la confusion avec la productivité des ressources décrite auparavant, la productivité matérielle mesurée sur base de l'apport direct de matières est appelée ici « productivité des matières ».

Le regard sur les flux des matières montre que la consommation intérieure de matières et l'apport direct de matières ont évolué à un rythme similaire entre 2000 et 2011. Depuis 2012, l'évolution des deux agrégats diverge de plus en plus : les importations affichent une tendance à la hausse jusqu'en 2021 (notamment la catégorie des minerais non métalliques), alors que les exportations reculent peu à peu (surtout pour les minerais métalliques et les minerais non métalliques). Ainsi, l'apport direct de matières évolue moins vite que la consommation intérieure de matières depuis 2012. La part de la consommation totale de matières générée par la demande intérieure (DMC) dans l'apport total de matières utilisées par l'économie luxembourgeoise (DMI) augmente par conséquent, ce qui signifie que de plus en plus de matières utilisées dans les processus de production de l'économie nationale sont consommées sur le territoire luxembourgeois. Les deux agrégats évoluent cependant moins vite que le PIB, signifiant une évolution positive en termes de productivité.

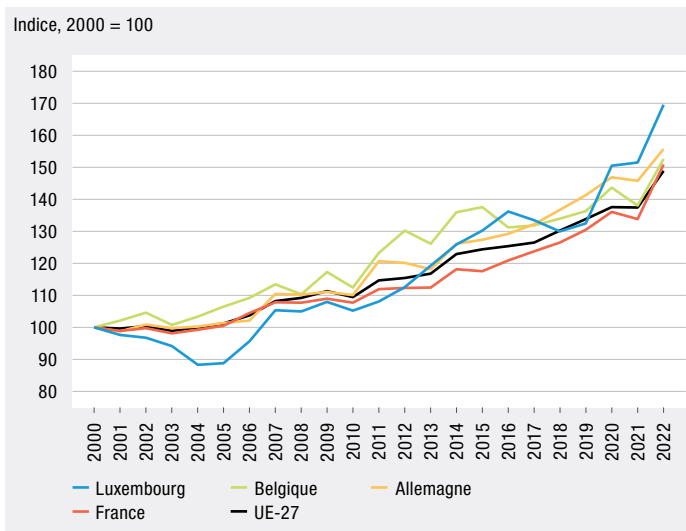
Figure 16
Évolution de la productivité des matières, PIB/DMI



Source : Eurostat, calculs CNP

Le Luxembourg fait bonne figure en termes de productivité des matières, mesurée en divisant le PIB (à prix constants) par l'apport direct de matières. Déjà à un niveau élevé en 2000, le Luxembourg a distancé de plus en plus ses pays voisins et l'UE dans son ensemble depuis le début du millénaire. En moyenne annuelle, la productivité des matières du Luxembourg a augmenté de 2,6 % au cours des vingt dernières années, contre 1,8 % en Allemagne, 1,6 % en France, 1,5 % en Belgique et 1,3 % dans l'UE dans son ensemble.

Figure 17
Évolution de la productivité de l'énergie



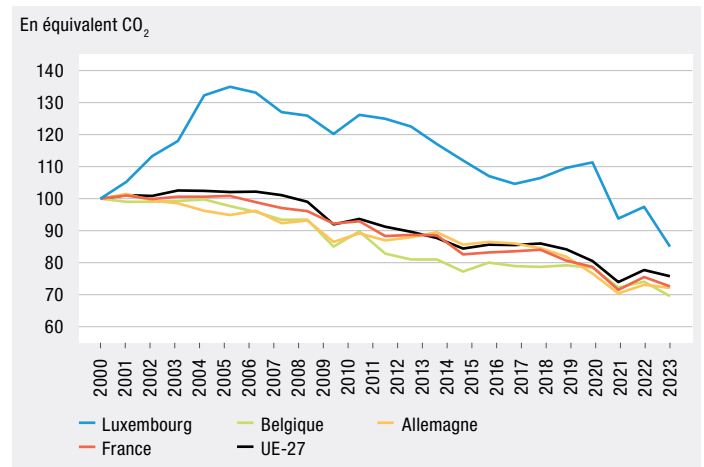
Source : Eurostat, calculs CNP

1.3.2 La productivité de l'énergie

La productivité de l'énergie⁴⁶ est également un des indicateurs utilisés pour suivre le progrès de la réalisation des ODD établis par l'ONU. Cet indicateur fait partie des indicateurs de l'ODD 7 qui vise à garantir l'accès de tous à des services énergétiques modernes, à améliorer l'efficacité énergétique et à accroître la part d'énergie renouvelable. L'indicateur mesure la quantité de production économique (en volume) produite par unité d'énergie brute disponible (en milliers de tonnes équivalent pétrole).

Comparé aux autres États membres et l'UE dans son ensemble, le niveau de la productivité de l'énergie reste élevé au Luxembourg. Seuls l'Irlande, le Danemark et la Roumanie devancent le Luxembourg en 2022 pour cet indicateur, exprimé en standard de pouvoir d'achat par kilogramme d'équivalent pétrole. La performance du pays est également bonne en termes d'évolution (mesurée en euros constants par kilogramme d'équivalent pétrole). Tout comme les autres États membres de l'UE, le Luxembourg a réussi, au moins en partie et au niveau agrégé de l'économie nationale, à découpler sa consommation d'énergie de sa croissance économique.

Figure 18
Évolution des émissions de gaz à effet de serre (total hors LULUCF et items pour mémoire)



Source : Eurostat, calculs CNP

Même si le Luxembourg a réussi à augmenter sa productivité de l'énergie, il reste le bémol que le pays est toujours largement dépendant des énergies fossiles. La part des énergies renouvelables dans la consommation d'énergie⁴⁷ progresse certes, mais avec un taux de 14,4 % le Luxembourg reste encore bien en dessous de la moyenne européenne (23,0 %) en 2022. Par conséquent, le Luxembourg n'a pas réussi à suivre la trajectoire de ses pays voisins et de l'UE dans son ensemble en matière de réduction des émissions de gaz à effet de serre⁴⁸ au cours des vingt dernières années, même si on peut observer un découplage entre les émissions et la croissance économique.

⁴⁶ Pour plus d'informations sur les données : Eurostat, Productivité de l'énergie, https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/sdg_07_30

⁴⁷ Pour plus d'informations sur les données : Eurostat, Part des énergies renouvelables dans la consommation finale brute d'énergie par secteur, https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/sdg_07_40

⁴⁸ Pour plus d'informations sur les données : Eurostat, Émissions de gaz à effet de serre par secteur source, https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-datasets/-/env_air_gge

Annexe de la partie 1

Quelles sources de données les entreprises analysent-elles par leurs propres employés ?

Tableau 3
Sources de données analysées en interne. Proportion des entreprises par branche (en %)

	Au moins une source analysée	Clients (CRM)	Transactions (ERP)	Capteurs ou appareils intelligents	En libre accès par les autorités publiques	Satellites	Localisation issue de sources portables	Médias sociaux	Web
Commerce de détail	30	17	30	4	7	3	4	12	11
Commerce de gros*	36	21	33	7	7	4	11	13	12
Information et communication	37	20	28	4	6	2	4	19	19
Energie*	55	18	40	33	33	7	0	11	11
Hébergement et restauration	17	9	14	0	4	2	2	7	6
Construction	13	4	8	3	4	2	6	2	2
Services administratifs et de soutien	27	17	22	3	6	2	5	7	11
Services spécialisées, scientifiques et techniques	28	12	21	4	10	3	4	9	7
Commerce et réparation d'automobiles*	25	13	21	1	2	0	0	9	9
Industrie manufacturière	28	15	26	11	6	0	3	5	5
Transports et entreposage	29	14	22	7	10	12	13	4	4
Eau, assainissement, gestion des déchets et dépollution*	27	10	21	10	14	17	10	4	4

Le code couleur est calculé par indicateur

max

min

Aux arrondis près. Plusieurs choix sont possibles pour chaque entreprise.
Le tri des branches reflète le degré de similarité entre elles pour l'ensemble des variables.
Ad (*) Données peu fiables.

Source : STATEC, Statistiques sur l'usage des technologies de l'information et de la communication (TIC) dans les entreprises en 2023
Lien vers le tableau : Eurostat, Analyse de données par activité de la NACE Rév.2 [isoc_eb_dan2__custom_13935395]

Dans la plupart des branches, à l'exception de la construction, de l'hébergement et la restauration, un quart des entreprises ou plus analysent des données en interne, que ce soit à l'aide de technologies de l'IA ou d'autres méthodes d'analyse.

La branche de l'énergie analyse le plus fréquemment les données (55 % des entreprises), et ce en provenance de multiples sources. Cette filière se distingue nettement des autres par une analyse plus fréquente de données en libre accès par les autorités publiques (33 %) et en provenance de capteurs ou appareils intelligents (33 %).

Les services de transports et d'entreposage ainsi que les activités relatives à l'eau et à la gestion des déchets connaissent des proportions relativement plus élevées d'analyse en interne de données satellitaires (12 % et 17 % respectivement) et de données de localisation issues de sources portables (13 % et 10 % respectivement). Le commerce de gros affiche également l'une des proportions les plus élevées (11 %) pour les données de localisation issues de sources portables.

L'information et la communication et le commerce de gros analysent plus fréquemment les données issues de réseaux sociaux (respectivement 19 % et 13 %) et celles issues du web (respectivement 19 % et 12 %).

Les données relatives aux clients et aux transactions sont les plus analysées. Les données transactionnelles sont le plus souvent analysées par les entreprises de l'énergie (40 %). Dans le commerce de gros et l'information et la communication, les données clients sont le plus exploitées : c'est le cas pour une entreprise sur cinq dans ces branches.

Les branches de l'énergie, de l'eau et de la gestion des déchets ne comportent qu'un faible nombre d'entreprises. De ce fait, les proportions peuvent y prendre des valeurs extrêmes.

À propos de l'indicateur

L'enquête sur l'usage des TIC par les entreprises est menée annuellement auprès des entreprises occupant au moins 10 personnes et exerçant une activité marchande non financière. En 2023, les entreprises ont été interrogées sur le fait d'analyser des données par leur propre personnel, que ce soit à l'aide de technologies de l'IA ou d'autres méthodes. Seules les entreprises qui déclaraient avoir analysé des données en interne avaient la possibilité de se prononcer sur les sources de ces données.

L'analyse de données se réfère à l'utilisation de technologies, de techniques ou d'outils logiciels d'analyse de données en vue d'une meilleure prise de décision dans le but d'améliorer les performances. Dans le questionnaire, les données visées incluent tant les données collectées par l'entreprise que les données externes à celle-ci.

Les questions relatives à la thématique étaient formulées comme suit :

D3. Votre entreprise effectue-t-elle des analyses de données par ses propres employés ?

Veillez considérer les sources des données internes et externes.

Oui → *Veillez passe à la question D4.*

Non → *Veillez passe à la question D5.*

D4. Votre entreprise effectue-t-elle des analyses de données sur les données provenant des sources suivantes ?

Veillez considérer les sources des données internes et externes.

	Oui	Non
a. Analyse de données sur les données provenant de relevés d'opération tels que les détails de ventes, les enregistrements de paiements p.ex. tirées du système de Progiciel de Gestion Intégré (ERP), du propre site de vente en ligne	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
b. Analyses des données sur des clients telles que les informations relatives à leurs achats, leur lieu de résidence, leurs préférences, leurs appréciations et leurs recherches p.ex. tirées du système de logiciel de gestion des informations relatives aux clients (CRM) ou du propre site web	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
c. Analyses de données provenant des médias sociaux, y compris les données tirées des propres profils de l'entreprise sur les réseaux sociaux p.ex. informations à caractère personnel, commentaires, vidéos, fichiers audio et images	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
d. Analyses des données web p.ex. tendances sur les moteurs de recherche, données extraites par « moissonage » (web scraping)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
e. Analyses de données provenant de localisation découlant de l'utilisation d'appareils portables ou de véhicules p.ex. appareils portables utilisant les réseaux de téléphonie mobile, des connexions sans fil ou le système GPS	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
f. Analyses de données sur les données provenant d'appareils ou de capteurs intelligents p.ex. communications de machine à machine (M2M), capteurs installés dans les machines, capteurs de fabrication, compteurs intelligents, étiquettes d'identification par radiofréquence (RFID)	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
g. Analyses des données ouvertes publiées par les autorités publiques p.ex. tirées du système de Progiciel de Gestion Intégré (ERP), du propre site de vente en ligne	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
h. Analyses des données satellitaires p.ex. imagerie satellitaire, signaux de navigation, signaux de position Veillez inclure les données provenant de l'infrastructure propre de l'entreprise ou de services externes (par exemple ██████████) et veuillez exclure des données de localisation découlant de l'utilisation d'appareils portables ou de véhicules dotés d'un GPS.	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Certaines branches sont pourvues d'un drapeau de faible fiabilité. Pour ces branches, le traitement statistique des données d'enquête, incluant notamment la pondération, est effectué à un niveau de branches regroupées et non pas au niveau de la branche individuelle.

Quelles technologies de l'intelligence artificielle sont les plus utilisées ?

Tableau 4
Technologies d'IA utilisées. Proportion des entreprises par branche (en %)

	Au moins une technologie IA	Langage écrit (NLP)	Génération de langage (NLG)	Reconnaissance d'images (IR)	Reconnaissance vocale (ASR)	Machine learning	Automatisation de processus robotique	Drones et robots autonomes
Services spécialisées, scientifiques et techniques	22	13	6	5	8	7	7	2
Information et communication	32	19	12	6	8	16	11	2
Energie*	29	7	0	15	7	22	0	0
Commerce de détail	13	9	4	5	4	5	4	3
Industrie manufacturière	16	7	1	5	4	2	5	2
Commerce de gros*	15	11	3	3	4	5	7	3
Services administratifs et de soutien	13	10	3	1	4	3	1	0
Commerce et réparation d'automobiles*	18	8	5	4	5	3	2	0
Transports et entreposage	10	8	2	1	1	2	3	1
Construction	10	8	1	2	2	1	1	0
Hébergement et restauration	5	3	2	0	1	1	0	0
Eau, assainissement, gestion des déchets et dépollution*	14	8	0	6	0	0	6	6

Le code couleur est calculé par indicateur

Aux arrondis près. Plusieurs choix sont possibles pour chaque entreprise.

Le tri des branches reflète le degré de similarité entre elles pour l'ensemble des variables.

Ad (*) Données peu fiables.

Source : STATEC, Statistiques sur l'usage des technologies de l'information et de la communication (TIC) dans les entreprises en 2023

Lien vers le tableau : Eurostat, Intelligence Artificielle, par activité de la NACE Rév.2 [isoc_eb_ain2__custom_13934375]

Près d'un tiers des entreprises de l'information et la communication (32 %) et de l'énergie (29 %) utilisent au moins une technologie d'intelligence artificielle (IA). La branche de l'énergie se distingue par son recours plus fréquent à la reconnaissance d'images (15 % des entreprises de la branche) et au *machine learning* (22 %), alors que l'information et la communication utilise le plus fréquemment les technologies linguistiques (NLP 19 %, NLG 12 %) et d'automatisation de processus robotique (11 %).

Les services spécialisés, scientifiques et techniques et l'information et la communication emploient le plus souvent la reconnaissance vocale (8 %). Avec le commerce de gros, elles ont le plus recours à l'automatisation de processus robotique (entre 7 % et 11 %).

Les branches du commerce (hors automobiles) et l'industrie manufacturière se caractérisent par une utilisation assez fréquente des drones, véhicules et robots autonomes (entre 2 % et 3 %), combinée à un recours plus fréquent aux technologies d'automatisation de processus robotique (entre 4 % et 7 %).

Ces branches se distinguent ainsi des services administratifs et de soutien et du commerce et réparation d'automobiles, où ces deux technologies sont moins utilisées. Elles se ressemblent néanmoins en ce qui concerne l'usage de l'IA en général (entre 13 % et 18 % des entreprises) et le recours à des technologies particulières, telles que le *machine learning* (2 % à 5 %) et la reconnaissance vocale (4 % à 5 %).

Ce sont les services de transports et d'entreposage, la construction, l'hébergement et la restauration qui utilisent le moins l'IA (10 % au maximum). Lorsque ces branches utilisent l'IA, elles optent plutôt pour l'analyse du langage écrit (entre 3 % et 8 %).

Les branches de l'énergie, de l'eau et de la gestion des déchets ne comportent qu'un faible nombre d'entreprises. De ce fait, les proportions peuvent y prendre des valeurs extrêmes.

À propos de l'indicateur

L'enquête sur l'usage des TIC par les entreprises est menée annuellement auprès des entreprises occupant au moins 10 personnes et exerçant une activité marchande non financière. En 2023, les entreprises ont été consultées sur leurs pratiques concernant l'usage des technologies de l'intelligence artificielle.

Selon l'OCDE, « un système d'intelligence artificielle (IA) est un système basé sur une machine qui, pour des objectifs explicites ou implicites, déduit à partir de données reçues en amont comment générer des résultats, tels que des prédictions, du contenu, des recommandations ou des décisions, pouvant influencer des environnements physiques ou virtuels. Les différents systèmes d'IA se distinguent par leurs degrés d'autonomie et d'adaptabilité après déploiement » (cf. OCDE, « Updates to the OECD's definition of an AI system explained », <https://oecd.ai/en/work/ai-system-definition-update>).

La question était formulée comme suit :

F1. Votre entreprise utilise-t-elle l'une des technologies de l'intelligence artificielle suivantes ?

Oui Non

- | | | |
|--|--------------------------|--------------------------|
| a. Des technologies analysant le langage écrit (exploration de textes) | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| b. Des technologies convertissant la langue parlée en un format lisible par machine (reconnaissance vocale) | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| c. Des technologies générant un langage écrit ou parlé (génération en langage naturel, synthèse vocale)..... | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| d. Des technologies identifiant des objets ou des personnes à partir d'images ou vidéos (reconnaissance et traitement d'images) | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| e. L'apprentissage automatique (p.ex. l'apprentissage profond ou « deep learning ») pour l'analyse des données | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| f. Des technologies automatisant différents flux de travail ou aidant à la prise de décision (automatisation de processus robotique par logiciel fondé sur l'IA..... | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| g. Des technologies permettant la circulation physique de machines au moyen de décisions autonomes fondées sur l'observation de l'environnement (robots, véhicules et drones autonomes | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

Certaines branches sont pourvues d'un drapeau de faible fiabilité. Pour ces branches, le traitement statistique des données d'enquête, incluant notamment la pondération, est effectué à un niveau de branches regroupées et non pas au niveau de la branche individuelle.

Quels sont les motifs d'utilisation de logiciels ou systèmes de l'intelligence artificielle ?

Tableau 5
Motifs d'utilisation de l'IA. Proportion des entreprises par branche (en %)

	Au moins un motif indiqué	Production de biens ou de services	Marketing ou ventes	Logistique	Comptabilité, finances	Sécurité TIC	Organisation et gestion de processus	R&D ou innovation
Energie*	22	15	0	0	0	15	7	15
Information et communication	20	7	6	0	1	8	8	10
Eau, assainissement, gestion des déchets et dépollution*	6	6	6	6	6	6	6	6
Commerce et réparation d'automobiles*	2	1	0	0	1	2	0	0
Hébergement et restauration	3	0	2	0	1	1	1	0
Services spécialisées, scientifiques et techniques	14	6	2	1	5	6	5	4
Commerce de gros*	8	2	4	1	3	5	2	3
Commerce de détail	7	3	5	3	2	4	3	2
Transports et entreposage	7	3	0	2	4	2	3	0
Industrie manufacturière	6	4	1	2	3	2	0	1
Construction	4	1	1	0	3	1	2	0
Services administratifs et de soutien	6	2	1	0	4	2	2	0

Le code couleur est calculé par indicateur

max

min

Aux arrondis près. Plusieurs choix sont possibles pour chaque entreprise.

Le tri des branches reflète le degré de similarité entre elles pour l'ensemble des variables.

Ad (*) Données peu fiables.

Source : STATEC, Statistiques sur l'usage des technologies de l'information et de la communication (TIC) dans les entreprises en 2023

Lien vers le tableau : Eurostat, Intelligence Artificielle, par activité de la NACE Rév.2 [isoc_eb_ain2__custom_13934973]

Environ une entreprise sur cinq issue de l'information et la communication (20 %) ou de l'énergie (22 %) indique au moins un motif pour l'utilisation de l'IA, sachant qu'une entreprise sur trois utilise au moins une technologie de l'IA. Ces deux branches enregistrent les proportions les plus élevées pour la plupart des fins énumérées dans le questionnaire de l'enquête.

L'utilisation de l'IA à des fins de marketing est plus répandue dans l'information et la communication (6 %), la branche de l'eau et de la gestion des déchets (6 %), le commerce de détail (5 %) et le commerce de gros (4 %).

L'utilisation de l'IA à des fins de comptabilité, de contrôle de gestion et de finances concerne près d'une entreprise sur 20 dans la branche de l'eau et de la gestion des déchets (6 %) et les services spécialisés, scientifiques et techniques (5 %).

Les besoins en IA sont plus spécifiques pour la logistique, ainsi que la recherche et développement ou l'innovation, avec des proportions quasiment nulles dans plusieurs branches d'activité.

Il y a lieu de noter que les entreprises utilisatrices de technologies de l'IA n'ont pas toutes indiqué au moins une fin d'utilisation de ces technologies. Malgré la portée vaste des fins énumérées dans le questionnaire de l'enquête, il semblerait que cette liste n'était pas exhaustive du point de vue d'une proportion non négligeable des entreprises. Dans un peu plus de la moitié des branches seulement, cette proportion est inférieure à la moitié de la proportion des entreprises utilisatrices de technologies de l'IA.

Il convient de rappeler l'impact du faible nombre d'entreprises dans les branches de l'énergie, de l'eau et de la gestion des déchets sur les proportions y étant observées.

À propos de l'indicateur

L'enquête sur l'usage des TIC par les entreprises est menée annuellement auprès des entreprises occupant au moins 10 personnes et exerçant une activité marchande non financière. En 2023, les entreprises utilisatrices de technologies de l'IA ont été interrogées sur les fins d'utilisation de ces technologies.

La question était formulée comme suit :

F2. Votre entreprise utilise-t-elle des logiciels ou systèmes de l'intelligence artificielle à l'une des fins suivantes ?

Oui Non

- | | | |
|--|--------------------------|--------------------------|
| <p>a. pour la commercialisation ou vente</p> <p>p.ex. xxx</p> <ul style="list-style-type: none"> - profilage des clients, optimisation des prix, offres commerciales personnalisées, analyse de marché fondée sur l'apprentissage automatique, - dialogueurs s'appuyant sur le traitement du langage naturel pour l'assistance à la clientèle, - robots autonomes pour le traitement des commandes. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <p>b. pour les processus de production ou de service.....</p> <p>p.ex.</p> <ul style="list-style-type: none"> - maintenance prédictive ou optimisation de processus fondée sur l'apprentissage automatique, - outils permettant de classer les produits ou de repérer des défauts dans les produits à partir de la vision par ordinateur; - drones autonomes pour les tâches de surveillance, de sécurité ou d'inspection de la production, - travaux d'assemblage réalisés par des robots autonomes. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <p>c. pour l'organisation des processus d'administration ou de gestion d'entreprise.....</p> <p>p.ex.</p> <ul style="list-style-type: none"> - assistants virtuels d'entreprise reposant sur l'apprentissage automatique et/ou le traitement du langage naturel, p.ex. pour la rédaction de documents, - analyse de données ou prise de décision stratégique fondées sur l'apprentissage automatique, p.ex. pour l'évaluation des risques, - gestion des ressources humaines fondée sur l'apprentissage automatique ou le traitement du langage naturel, p.ex. pour le filtrage de présélection des candidats, le profilage des employés ou l'analyse des performances. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <p>d. pour la logistique</p> <p>p.ex.</p> <ul style="list-style-type: none"> - robots autonomes pour les solutions « pick-and-pack » (prélèvement et emballage) dans les entrepôts pour l'expédition, le traçage, la distribution ou le tri des colis, - optimisation des itinéraires fondée sur l'apprentissage automatique. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <p>e. pour la sécurité des TIC</p> <p>p.ex.</p> <ul style="list-style-type: none"> - reconnaissance faciale fondée sur une vision par ordinateur pour l'authentification des utilisateurs des TIC, - détection et prévention des cyberattaques fondées sur l'apprentissage automatique. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <p>f. pour la comptabilité, le contrôle ou la gestion financière.....</p> <p>p.ex.</p> <ul style="list-style-type: none"> - apprentissage automatique pour l'analyse des données qui aident à prendre des décisions financières, - traitement des factures fondé sur l'apprentissage automatique, - apprentissage automatique ou traitement du langage naturel pour les documents comptables. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |
| <p>g. pour la recherche et développement (R&D) ou pour des activités d'innovation</p> <p>Veillez exclure la recherche sur l'intelligence artificielle</p> <p>p.ex.</p> <ul style="list-style-type: none"> - analyse des données afin de mener des recherches, résoudre des problèmes de recherche, de concevoir un produit/service nouveau ou sensiblement amélioré fondée sur l'apprentissage automatique. | <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> |

Certaines branches sont pourvues d'un drapeau de faible fiabilité. Pour ces branches, le traitement statistique des données d'enquête, incluant notamment la pondération, est effectué à un niveau de branches regroupées et non pas au niveau de la branche individuelle.

Peut-on établir une typologie des branches sur base de leur usage de l'intelligence artificielle ?

Tableau 6

Branche d'activité (NACE Rév. 2)	Technologies IA utilisées	Motifs d'utilisation IA	Sources analysées en interne
Industrie manufacturière (C)	langage écrit, reconnaissance vocale et automatisation de processus robotique	comptabilité et finances	données transactionnelles et de clients ainsi que de réseaux sociaux
Énergie (D)*	usage fréquent de l'IA, en particulier la reconnaissance d'images et le <i>machine learning</i> (unique)	besoin fréquent de l'IA, en particulier à des fins de production, d'innovation et de sécurité des TIC (unique)	analyse fréquente de données, dont en particulier celles de capteurs, en libre accès et de transactions (unique)
Eau, assainissement, gestion des déchets et dépollution (E)*	langage écrit, reconnaissance d'images et drones, véhicules et robots autonomes (unique)	sans accent particulier (unique)	en particulier des données satellitaires et de localisation
Construction (F)	langage écrit	comptabilité et finances	analyse moins fréquente des données avec un accent sur les données transactionnelles
Commerce et réparation d'automobiles et de motocycles (G45)*	langage écrit, reconnaissance vocale et automatisation de processus robotique	faible besoin d'IA	données transactionnelles et de clients ainsi que de réseaux sociaux
Commerce de gros (G46)*	langage écrit, reconnaissance vocale et automatisation de processus robotique	comptabilité et finances	données transactionnelles, du web et en particulier de clients et de réseaux sociaux
Commerce de détail (G47)	langage écrit, reconnaissance vocale et automatisation de processus robotique	comptabilité et finances	données transactionnelles, du web et en particulier de clients et de réseaux sociaux
Transports et entreposage (H)	langage écrit	comptabilité et finances	en particulier des données satellitaires et de localisation
Hébergement et restauration (I)	langage écrit	faible besoin d'IA	analyse moins fréquente des données avec un accent sur les données transactionnelles
Information et communication (J)	usage fréquent de l'IA, en particulier les technologies linguistiques et d'automatisation de processus robotique	besoin fréquent de l'IA, en particulier à des fins de gestion de processus et de marketing (unique)	données transactionnelles, du web et en particulier de clients et de réseaux sociaux
Services spécialisés, scientifiques et techniques (M)	usage fréquent de l'IA, en particulier les technologies linguistiques et d'automatisation de processus robotique	comptabilité et finances	données transactionnelles et de clients ainsi que de réseaux sociaux
Services administratifs et de soutien (N)	langage écrit, reconnaissance vocale et automatisation de processus robotique	comptabilité et finances	données transactionnelles et de clients ainsi que de réseaux sociaux

Les branches sont triées suivant leur ordre d'apparition respectif dans la nomenclature NACE Rév. 2.

Ad (*) Données peu fiables.

Source : STATEC, Statistiques sur l'usage des technologies de l'information et de la communication (TIC) dans les entreprises en 2023

Sur base des indicateurs par branche présentés précédemment et à l'appui d'un regroupement hiérarchique (*clustering*), chaque branche a été allouée à un groupe de branches, et ce pour chaque thématique séparément. Il en résulte trois regroupements.

Le premier regroupement est établi en fonction de l'utilisation de technologies IA (5 groupes), le second regroupement est construit par rapport aux motifs d'utilisation de l'IA (5 groupes) et le dernier en fonction des sources de données analysées en interne (5 groupes). Ce partitionnement des branches permet de mettre en évidence les principales similarités et différences entre les branches à travers les trois thématiques.

Les groupes ainsi obtenus ont été analysés et pourvus d'un libellé succinct. Par la nature de cette méthode d'analyse, les libellés ne sauraient parfaitement refléter la situation individuelle de chaque branche, sauf pour les groupes ne comprenant qu'une seule branche, qui sont pourvus du libellé « unique ». Pour obtenir une image plus exacte par branche, il convient donc de consulter les graphiques par branche présentés précédemment. Un graphique permettant de résumer d'un coup d'œil la prépondérance de chaque thématique par branche a été fourni à titre de convenance.

Les branches de la construction, de l'hébergement et la restauration et celle des transports et entreposage appartiennent à un groupe de branches qui, en moyenne, a le moins fréquemment recours aux technologies de l'IA (moins de 10 %). Les technologies de l'IA qui permettent l'analyse du langage écrit y sont les plus répandues.

Cependant, la construction et les services de transports et d'entreposage se caractérisent par leur appartenance à un groupe de branches qui utilisent l'IA notamment à des fins de comptabilité et de finances. La branche comprenant l'hébergement et la restauration est allouée à un groupe pour lequel l'analyse des motifs d'utilisation de l'IA fait notamment ressortir le faible besoin de l'IA en général.

La construction, l'hébergement et la restauration se concentrent plutôt sur les données transactionnelles mais, d'un point de vue plus général, analysent moins fréquemment des données en interne. La branche de transports et d'entreposage fait partie d'un groupe qui se distingue des autres par une analyse plus fréquente des données satellitaires et de localisation.

Tableau 7

Recours aux technologies de l'IA et à l'analyse de données en interne. Proportion des entreprises par branche (en %)

	Au moins une technologie IA utilisée	Au moins un motif d'utilisation IA indiqué	Au moins une source analysée en interne
Industrie manufacturière	16	6	28
Energie*	29	22	55
Eau, assainissement, gestion des déchets et dépollution*	14	6	27
Construction	10	4	13
Commerce et réparation d'automobiles*	18	2	25
Commerce de gros*	15	8	36
Commerce de détail	13	7	30
Transports et entreposage	10	7	29
Hébergement et restauration	5	3	17
Information et communication	32	20	37
Services spécialisées, scientifiques et techniques	22	14	28
Services administratifs et de soutien	13	6	27

Le code couleur est calculé par indicateur

Aux arrondis près.

Les branches sont triées suivant leur ordre d'apparition respectif dans la nomenclature NACE Rév. 2

Ad (*) Données peu fiables.

Source : STATEC, Statistiques sur l'usage des technologies de l'information et de la communication (TIC) dans les entreprises en 2023

Parfois, une branche forme un groupe à elle seule. Dans ce cas, la branche concernée présente une configuration particulière de caractéristiques au point de ne se trouver à proximité d'aucune autre branche. C'est le cas pour les branches de l'énergie, quelle que soit la thématique, alors que pour les services de l'information et de la communication, cette particularité ne s'est produite que pour les motifs d'utilisation de l'IA.

À propos de l'indicateur

L'enquête sur l'usage des TIC par les entreprises est menée annuellement auprès des entreprises occupant au moins 10 personnes et exerçant une activité marchande non financière. En 2023, les entreprises ont été interrogées sur l'utilisation de technologies d'IA, les motifs d'utilisation de l'IA et les sources analysées de manière plus générale en interne.

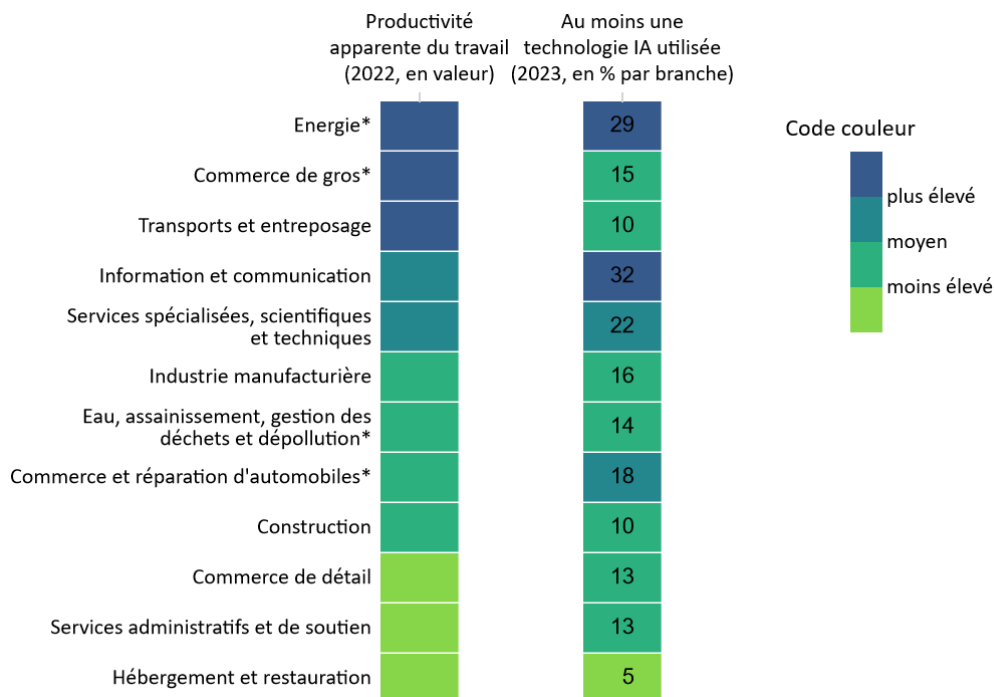
La classification ascendante hiérarchique à liaison complète a été configurée de manière à tenir compte de la distance euclidienne entre les branches. La segmentation en groupes est réalisée suite à l'inspection visuelle du dendrogramme et du réseau des voisins les plus proches. La stabilité des groupes ainsi obtenus a ensuite été validée par une technique de *bootstrap*.

La description des traits généraux s'est faite à l'aide des moyennes observées pour les branches appartenant au groupe d'analyse. Les traits distinctifs de chaque groupe d'analyse ont été identifiés à l'aide d'un arbre de décision.

Certaines branches sont pourvues d'un drapeau de faible fiabilité. Pour ces branches, le traitement statistique des données d'enquête, incluant notamment la pondération, est effectué à un niveau de branches regroupées et non pas au niveau de la branche individuelle.

Existe-t-il un lien entre la productivité du travail et l'utilisation de technologies de l'IA ?

Tableau 8



Aux arrondis près.

Le tri des branches est fonction du niveau de la productivité apparente du travail.

Ad (*) Données peu fiables.

Source : STATEC, Statistiques sur l'usage des technologies de l'information et de la communication (TIC) dans les entreprises en 2023

L'inspection visuelle semble suggérer une corrélation de rang entre le niveau de la productivité apparente du travail et le fait d'utiliser au moins une technologie de l'IA.

Les branches de l'énergie, de l'information et de la communication et des services spécialisés, scientifiques et techniques, qui figurent parmi les trois filières les plus utilisatrices d'IA, ont également un niveau de productivité supérieur à la moyenne en 2022.

De l'autre côté du spectre, quatre des cinq branches qui exploitent relativement moins l'intelligence artificielle, à savoir l'hébergement et la restauration, la construction et les services administratifs et de soutien ainsi que le commerce de détail, enregistrent un niveau de productivité inférieur à la moyenne en 2022.

À propos de l'indicateur

L'enquête sur l'usage des TIC par les entreprises est menée annuellement auprès des entreprises occupant au moins 10 personnes et exerçant une activité marchande non financière. L'enquête se référant à l'année 2023 était organisée entre mars et juillet 2023.

La productivité apparente du travail (en valeur) rapporte la valeur ajoutée de la branche à son emploi total. Les données nécessaires à son calcul ont été extraites de la version préliminaire des statistiques structurelles sur les entreprises en 2022, ayant servi de référence dans la production des statistiques sur l'usage des TIC par les entreprises en 2023.

Pour les besoins de la présente analyse, chaque indicateur a été exprimé par rapport à la moyenne des valeurs observées par branche.

Certaines branches sont pourvues d'un drapeau de faible fiabilité. Pour ces branches, le traitement statistique des données d'enquête, incluant notamment la pondération, est effectué à un niveau de branches regroupées et non pas au niveau de la branche individuelle.



Cette partie comporte trois études rédigées en anglais et réalisées par STATEC Research pour le compte du CNP. La première contribution examine la relation entre la productivité totale des facteurs et différentes caractéristiques des entreprises. La deuxième contribution présente des résultats de la dernière mise à jour du projet LuxKLEMS et montre l'évolution de certains indicateurs de productivité. La troisième contribution aborde la productivité carbone et étudie le découplage entre la croissance économique et la réduction des émissions de gaz à effet de serre.

2.1

Introduction

This section presents results from the analysis of Luxembourg's productivity conducted at STATEC Research in the last year.

The studies are part of a research programme that sets out to investigate the evolution of productivity and its determinants for Luxembourg. They exploit different sources of data that, while requiring different methodologies, allow us to provide the reader with information on different but complementary aspects of productivity. This report presents, for the first time, Total Factor Productivity figures for Luxembourg firms, providing an overview of this key indicator of performance across the business economy at the firm level. The report also includes a summary of this year's LuxKLEMS release, which focuses on the analysis of productivity at the industry level. What is more, in line with previous years, we investigate aspects of sustainability with a study on countries' decoupling of economic growth from emissions of greenhouse gases.

The first study presents features of Total Factor Productivity for Luxembourg's business economy, based on a novel firm-level data set. This extends the research on labour productivity reported in previous annual reports of the Conseil National de la Productivité. While labour productivity measures the amount of output (value added) produced with a unit of labour, Total Factor Productivity is a broader measure of productivity that compares value added with both labour and capital inputs. Using the newly compiled data, the study provides an overview of the main features of Luxembourgish firms at different levels of productivity for manufacturing and non-financial services from 2005 to 2021. Specifically, the work examines the relationship between Total Factor productivity and firm characteristics, such as employment, capital stock, value added, intermediate inputs, wages, labour productivity and proxies for profitability. These firm characteristics are studied for different levels of productivity, namely for frontier, median and laggard firms. Results show that firms with higher Total Factor Productivity also exhibit higher labour productivity. What's more, more productive firms tend to be larger in terms of employment and capital inputs, as well as in terms of value-added output. Higher TFP is also associated with higher wages and greater profitability.

The second contribution presents results from the latest update of the LuxKLEMS project, which illustrates the evolution of selected productivity indicators at the industry level for Luxembourg from 1995 to 2022. LuxKLEMS, a STATEC initiative, compiles indicators of labour and Total Factor Productivity from the country's National Accounts. This approach entails comparing resources (inputs) used in production – capital, labour, and energy, material and services – to the goods and services produced (output). This is done for all Luxembourg industries. LuxKLEMS provides information on the productive efficiency of industries, and through a decomposition exercise, on the sources of productivity growth. These sources are the accumulation of inputs per worker (input deepening) and Total Factor Productivity, with the contribution of the latter further broken

down into efficiency gains and technical change. Efficiency gains and technical change capture, respectively, improvements in the use of resources, and improvements in technology and input quality. Note that studies on productivity typically use value added – defined as gross output minus intermediate consumption – to measure output, and capital and labour to measure inputs. LuxKLEMS departs from those frameworks by including intermediate consumption – defined as energy, materials, and services (EMS) – in the set of inputs to production, in addition to capital and labour (KL). This approach allows us to consider the role of intermediate consumption in production, but requires using gross output, rather than value added, as the measure of output. As a result, LuxKLEMS reports a measure of labour productivity, referred to as "output labour productivity", which is derived from gross output and is therefore not comparable to conventional labour productivity figures that are based on value added. It is important to notice this when interpreting results from this analysis. Results show that growth in output labour productivity in the service sector is largely driven by inputs deepening, while Total Factor Productivity, which includes efficiency gains and technical change, contributes less to output labour productivity of services. Total Factor Productivity growth in services stems primarily from efficiency gains, while the overall rate of technical change is negative. In contrast, productivity growth in manufacturing is primarily accounted for by Total Factor Productivity growth, stemming from a sustained technical progress, and despite mild efficiency losses. This contribution also examines the evolution of aggregate productivity over time. Results align with the general observation of a slowdown in labour productivity growth in the last decade. They also reveal an earlier Total Factor Productivity slowdown since the turn of the century.

The third research article that closes the contribution presents indicators of decoupling for a panel of 40 OECD and non-OECD countries over the period from 1996 to 2018. Decoupling indicators measure progress in achieving economic growth while reducing negative environmental impacts, specifically greenhouse gases (GHG) emissions. This contribution introduces a novel, more intuitive compared to existing, measure of decoupling, that is the growth rate of carbon productivity, which measures the output of goods and services per unit of greenhouse gases emissions. Results for Luxembourg reveal that the country is undergoing decoupling, meaning it is achieving economic growth while reducing GHG emissions. However, this outcome is questioned when decoupling indicators are recalculated to include emissions embedded in imported goods, which are attributed to the exporting country despite being driven by the importing country's consumption or production. Additionally, among other features, the indicator proposed allows us to evaluate the role of environmental policies in improving decoupling. Our findings suggest that market-based policies, such as taxes, are less effective in promoting decoupling than non-market-based policies, such as quotas and GHG-reducing support measures.

2.2

Total Factor Productivity and enterprise characteristics: a firm-level analysis for Luxembourg

2.2.1

Introduction

The primary objective of this study is to provide an overview of the main features of Luxembourg firms at different levels of productivity. To this purpose, the work examines the relationship between Total Factor productivity (TFP) and relevant firm characteristics, such as employment, capital stock, value added, intermediate inputs, wages, labour productivity, and proxies for profitability. The analysis is performed separately for firms in manufacturing and non-financial services, primarily using Structural Business Statistics (SBS) data from 2005 to 2021.

TFP is a productivity indicator that measures how effectively firms combine labour and capital to generate output.¹ It is commonly used by academic researchers and policymakers. It enables comparisons of technological efficiency between different firms, sectors or economies. Studying TFP is essential for monitoring innovation and understanding the fundamental drivers of economic growth (Aghion and Howitt, 1992, 1998). Additionally, the analysis of TFP provides policy-relevant insights. By identifying TFP determinants, policymakers can design more effective strategies to improve innovation and efficiency. For instance, policies that promote education and training, research and development, or that improve infrastructure and institutions can stimulate growth of productivity (Hall and Jones, 1999; Acemoglu and Autor, 2011).²

In Luxembourg, previous studies of firm-level productivity have primarily focused on labour productivity.³ This contribution broadens the scope of productivity studies by analysing TFP estimates. While both indicators evaluate a firm's efficiency in converting inputs into outputs, they each have a distinct focus. Labour productivity measures the output generated per unit of labour input, typically expressed as value added per hour worked or per worker, providing an indicator of labour efficiency. In contrast, TFP measures the efficiency of all inputs, including labour and capital, thus providing a broader measure of efficiency.

We also extend our previous research on TFP by focusing on the distribution of firm-level productivity, rather than analysing aggregate or industry level productivity.⁴ We explore the distribution of productivity within an industry, because industry-level measures conceal variation at firm-level. Both levels of analysis are relevant for policymaking, but serve different purposes. Firm-level estimates are useful for firm and industry-specific policies, whereas aggregate estimates inform broader economic strategies.

The analysis was conducted in two steps. The first step involved obtaining firm-level estimates of Total Factor Productivity (TFP), where TFP represents firm-level productivity, accounting for both labour and capital inputs.⁵ In the second step, we analyse key firm characteristics at different levels of TFP.

The analysis shows that higher TFP is associated with higher labour productivity, confirming the consistency between the two productivity indicators. Additionally, greater TFP tends to be associated with larger employment, capital stock and value added. Higher TFP is also associated with better wages and greater profitability, as measured by available proxies.⁶

The remainder of this contribution is structured as follows. Section 2 outlines the TFP estimation methodology and describes the data. Section 3 and 4 analyse firm-level TFP distributions for manufacturing and non-financial services, focusing on the differences between firms with high and low productivity levels. Section 5 explores the strength of the association between TFP and firm characteristics using Spearman's rank correlation coefficients. Sections 6 and 7 investigate whether firms with varying productivity levels tend to concentrate in specific industry sectors and years. Finally, Section 8 provides a summary of the analysis and some concluding remarks.

¹ While the origins of TFP analysis date back to Solow's seminal work in 1957, there has been a surge in empirical studies focusing on firm-level TFP in recent years. This increased interest is attributable to the increased availability of firm-level data and advances in methodology.

² Syverson (2011) provides a review discussing various determinants of productivity at the firm level, including technology, scale effects, and managerial competence.

³ CNP Rapport annuel 2020-2021: Pandémie et productivité, page 49-58; CNP Rapport annuel 2021-2022: Polycrise, page 26-39. (cnp-rapport-2021-2022.pdf)

⁴ CNP Rapport annuel 2022-2023: La productivité – un moteur de la compétitivité, page 20-35. (CNP rapport annuel 2022-2023)

⁵ The TFP firm-level estimates used in this contribution are the first produced for Luxembourg with the production function methodology described later in this document. This important element of novelty also implies that future work may implement additional refinements.

⁶ Bottazzi et al. (2008) detect positive correlation between productivity and profitability proxied by Return on Sales (ROS) in their analysis for Italian firms in manufacturing and services. Berlingieri et al. (2018) identify positive relationships between firm size, wages, and productivity, drawing on data from the OECD MultiProd project.

2.2.2

Estimation of Total Factor Productivity: methodology, data and implementation

This section outlines the methodology for estimating TFP using STATEC Structural Business Statistics (SBS) data from 2005 to 2021. TFP is defined as the ratio of value added (VA) to a combination of inputs, $F(K,L)$:

$$TFP = \frac{VA}{F(K,L)},$$

where VA represents value added and $F(.)$ denotes the production function with capital (K) and labour (L) as inputs. The production function $F(.)$ describes how inputs are transformed into outputs in the production process. There are several methods for estimating $F(.)$, including production function estimation, growth accounting techniques, data envelopment analysis, and stochastic frontier analysis.⁷ In this study, we use the production function approach of Olley and Pakes (1996), which is the predominant approach used in the firm-level productivity literature.⁸ This method involves estimating the unknown coefficients in the production function, which determine the respective contributions of capital and labour to output production. Once these unknown coefficients are estimated, TFP is calculated as a residual from the estimated production function.⁹ Further details on the Olley-Pakes estimation approach and the underlying assumptions are provided in the Appendix.

With the exception of capital stock, all variables required for TFP estimation are available from the SBS data set for the years 2005-2021.¹⁰ These variables include gross value added (VA), labour inputs (L) and intermediate consumption.¹¹ Capital stock (K) must be estimated separately, using investment data from the SBS and additional information from the National Accounts data.

We construct firm-level capital stock using the so-called Perpetual Inventory Method (PIM). Under the PIM, capital stock is calculated sequentially by taking the value of capital in the initial period and adding subsequent investment flows to it. The value of capital in the initial period is not available and must be estimated. Subsequent values of capital can be sensitive to the initial value, especially when the data span is short, as in our analysis. We use the multiple proxy approach of Chen and Plotnikova (2018) to estimate the initial values.¹² A brief outline of the capital stock estimation process is provided in the Appendix.

Firm-level TFP is estimated independently for manufacturing (Section C of NACE Rev. 2) and non-financial services. The latter includes Sections G to J and Sections L to N of NACE Rev. 2, as detailed in the Appendix. Estimates for each aggregate are based on a pooled sample covering the period from 2005 to 2021.¹³

2.2.3

Enterprise characteristics and Total Factor Productivity levels

The preceding section outlined the estimation of Total Factor Productivity (TFP). In this section, we analyse characteristics of Luxembourg firms according to their TFP level. In particular, we compare more and less productive firms in terms of size, capital stock, wages, as well as other dimensions. The main variables for these characteristics are from STATEC Structural Business Statistics (SBS) data.

We derive TFP estimates based on the so-called "pooled sample". The pooled sample consists in combining all firms for the full period from 2005 to 2021. Therefore, each observation in the sample represents an individual firm in a specific year. This procedure implies that the same firm may be included multiples times, as each firm is counted for as many years as it is observed during the period. This yields a large number of TFP estimates. In particular, non-financial services account for approximately 200,000 observations for the whole period, while manufacturing is represented by a smaller number of observations, approximately 10,000. Given the large number of observations, we use graphical representations of distribution tables to present the results. Distribution tables are used when summarising a large number of observations is challenging. These tables report summary statistics (such as the average or the median value) for relevant firm characteristics conditional on the value ranges of an additional variable, in our case, the TFP level.

In each distribution table, we identified ten productivity classes by dividing the TFP values for all observations over the entire period 2005 to 2021 into ten groups. The first class contains the 10% of observations with the lowest productivity levels, the second class contains the next 10%, and so on, until the tenth class, which contains the 10% of observations with the highest productivity levels. These classes are commonly referred to as deciles in the literature. For example, the "first decile" represents the 10% of total observations with the lowest productivity levels, while the "tenth decile" represents those with the highest productivity levels. For each productivity decile, we consider the median values of relevant firm characteristics for observations within that decile. This enables a comparison of firm characteristics across classes of observations sorted by their TFP levels.

⁷ Van Beveren (2012) provides a practical review of methods for estimating TFP.

⁸ Akerberg et al (2007) discuss various econometric methods for estimating production functions and productivity at the firm level.

⁹ In this study, we use the Wooldridge (2009) version of the Olley-Pakes estimation method, implemented in STATA® using the *prodest* command (Rovigatti and Mollisi, 2018).

¹⁰ More information on the SBS dataset is included in the Appendix.

¹¹ Intermediate consumption is calculated as the difference between production value and gross value added. Gross value added and intermediate consumption at current prices from the SBS are expressed in volumes using the corresponding National Accounts deflators at 2-digit level (NACE Rev. 2). Some economic activities are assigned deflators for the closest industry type.

¹² This method uses aggregate capital stock at the 2-digit NACE Rev. 2 level from National Accounts, along with two proxy variables: firms' employment and intermediate input expenditure. The proxies are used to allocate the aggregate capital stock among firms at the initial period. The estimates indicate that employment is the predominant factor in estimating the initial value of capital stock.

¹³ The production function estimation is performed on all firms with at least one person employed, regardless of whether they have any employees. TFP calculations based on these estimates are further constrained to firms with at least one employee. Additional details on the general data cleaning procedures are reported in the Appendix.

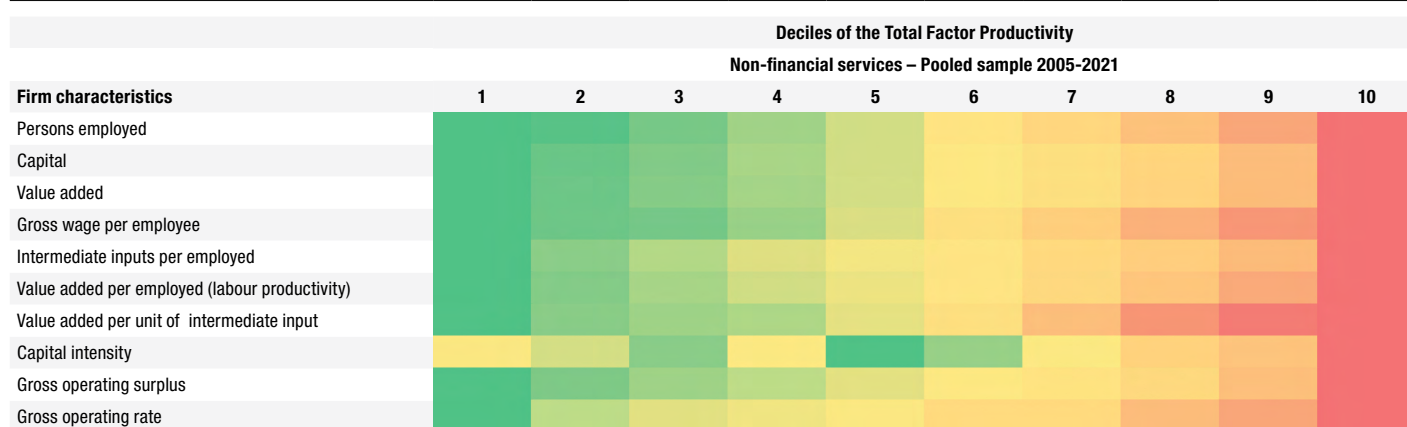
We analyse firm size based on output (measured by gross value added) and inputs (such as the number of employees and capital stock) across different productivity classes. Additionally, we examine labour productivity (measured by value added per employee) and gross wages per employee for each productivity class. We also evaluate the intensity and efficiency of firms' use of intermediate inputs, measured by intermediate inputs per employee and value added per unit of intermediate input.¹⁴ Regarding proxies for profitability, we consider Gross Operating Surplus (GOS) and Gross Operating Rate (GOR). In the SBS context, GOS is defined as the difference between gross value added and personnel costs.¹⁵ GOR is calculated as the ratio between GOS and turnover.¹⁶

To simplify the discussion, we use a heatmap. A heatmap illustrates the evolution of firm characteristics across the deciles of the pooled TFP distribution.¹⁷ It is a visual representation that uses colour coding to display levels, making it easier to identify trends along the different deciles of the TFP distribution. Green cells indicate relatively low levels of the variable, while red cells denote relatively high levels. The yellow shades represent intermediate levels.

As mentioned before, an observation in the sample represents an individual firm in a specific year. For ease of reading, we refer to the observations as "firms" in the remainder of the document. For instance, we may use the terms "more productive firms" and "less productive firms" to indicate firm observations belonging to upper or lower TFP deciles. However, it should be noted that an individual firm can belong to the group of more productive firms in some years and to the group of less productive firms in other years.

Figure 1 shows the heatmap of the TFP distribution table for non-financial services. With the exception of capital intensity, Figure 1 shows a steady increase of the median values of firm characteristics as one moves from low to high productivity deciles. This suggests that higher TFP levels tend to be associated with larger employment, capital stock, and value added. A tendency towards higher wages and higher labour productivity also emerges. Moreover, higher TFP appears to be associated with a more intensive use of intermediate inputs per person employed and with a more productive use of these inputs. More productive firms are as well more profitable in terms of gross operating surplus and gross operating rate.¹⁸ Results for capital intensity do not exhibit a clear systematic pattern. However, the most productive firms in the 10th decile tend to be the most capital intensive.

Figure 1
Median of firm characteristics by deciles of the TFP distribution – Pooled sample 2005-2021 for non-financial services



Note: TFP values for all observations over the entire period (2005 to 2021) are divided into ten equal groups. Each column represents a decile. The first decile contains the 10% of observations with the lowest productivity levels, while the tenth decile contains the 10% with the highest productivity levels. Each row corresponds to the median value of a specific variable within that decile. A green cell signifies a relatively low (median) value for the variable compared to other deciles, red cells indicate a high median, and yellow cells denote intermediate levels.

Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

¹⁴ Gross wages per employee is calculated as the ratio between personnel costs (deflated by National Consumer Price Index) and number of employees. Personnel costs include wages, salaries, and social security costs. Value added and intermediate inputs are expressed in volumes using the corresponding National Accounts deflators at 2-digit level (NACE Rev. 2). Some economic activities are assigned deflators for the closest industry type.

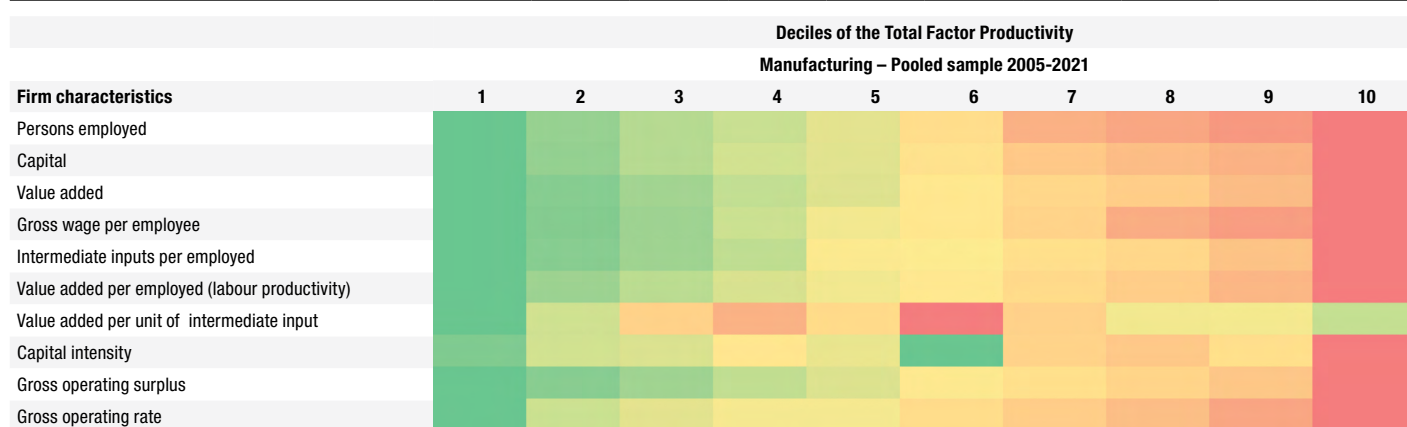
¹⁵ Eurostat (2021, p. 95) provides more information on GOS in the SBS context. Please note that Eurostat (2021) uses *employee benefits expense* for the equivalent concept of personnel costs.

¹⁶ Both indicators are expressed in nominal terms. For an analysis of several aspects of GOS and GOR based on SBS data for Luxembourg over the period 2005-2015, please see STATEC (2018).

¹⁷ For variables derived as a ratio, the distribution by year and by Section are trimmed at the 0.5th and 99.5th percentile. Trimming is restricted to firms with fewer than five persons employed. The Appendix reports more detail on the general data cleaning procedures.

¹⁸ In light of the structure of the data, this result should be interpreted as follows: a firm, in years in which it is more productive, is as well more profitable.

Figure 2
Median of firm characteristics by deciles of the TFP distribution – Pooled sample 2005-2021 for manufacturing



Note: TFP values for all observations over the entire period (2005 to 2021) are divided into ten equal groups. Each column represents a decile. The first decile contains the 10% of observations with the lowest productivity levels, while the tenth decile contains the 10% with the highest productivity levels. Each row corresponds to the median value of a specific variable within that decile. A green cell signifies a relatively low (median) value for the variable compared to other deciles, red cells indicate a high median, and yellow cells denote intermediate levels.

Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

The heatmap in Figure 2 displays the evolution of the median values of firm characteristics across TFP deciles for manufacturing. We observe that higher TFP is associated with larger employment, capital stock, value added, higher labour productivity, and higher wages. These tendencies are shown by a steady increase of the medians along the TFP deciles. Similar to non-financial services, an increase in TFP in manufacturing is associated with more intensive use of intermediate inputs per person employed. However, unlike in non-financial services, in manufacturing the most productive use of intermediate inputs occurs around the median of the TFP distribution. As for capital intensity, we again observe a less discernible pattern with a maximum reached in the top decile of the TFP distribution. Finally, as with non-financial services, higher TFP levels are associated with higher profitability, both in terms of gross operating surplus and gross operating rate.

2.2.4 Comparing enterprise characteristics for Laggards, Medians, and Frontier firms

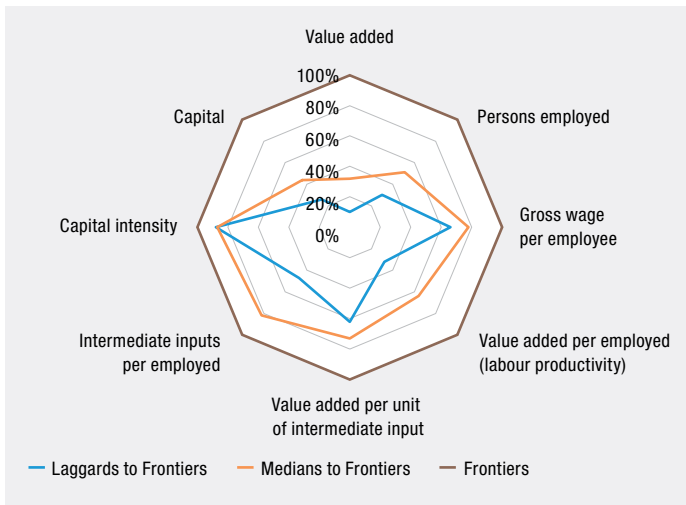
The heatmaps in Section 3 illustrated the evolution of the median of the firm characteristics for all the deciles of the Total Factor Productivity (TFP) distribution in the pooled sample. To provide additional insight, we now focus on the differences between specific deciles. The following figures depict the relative differences between Laggards, Medians, and Frontier firms. Laggards are defined as firms located in the second decile of the TFP distribution, while Frontier firms are those in the eighth decile.¹⁹ Median firms are those in the fifth decile of the distribution. The relative difference is computed as the percentage ratio between the median of each variable for Laggards, Medians, and Frontier groups, taking Frontiers as the reference.²⁰

Figure 3 displays the ratios for eight firm characteristics for non-financial services in an octagon chart. For example, the figure shows that Laggards (blue) and Medians (orange) employ less people and have lower capital stock than Frontier firms (brown). In terms of percentages, the median number of employees in Laggards and Medians is only 30% and 51%, respectively, of the median number of employees in Frontier forms (100%). Similarly, the value of capital stock of Laggards and Medians is 26% and 44% of the median value of capital stock in Frontier firms. Additionally, Laggards and Medians are smaller than Frontiers in terms of output, with the value added for Laggards and Medians being approximately 10% and 32% of that of Frontier firms, respectively.

¹⁹ The classifications of firms into Laggards, Medians, and Frontiers is rather common in the literature, although the percentiles of the productivity distribution to which they refer may be different. For instance, see Berlingieri et al. (2017b). We focus on the second and eighth deciles instead of taking first and ninth to avoid potentially extreme representations.

²⁰ Because Frontier firms are used as the reference group, their ratio is always 100%.

Figure 3
Medians and Laggards relative to Frontier firms – Pooled sample 2005-2021 for non-financial services



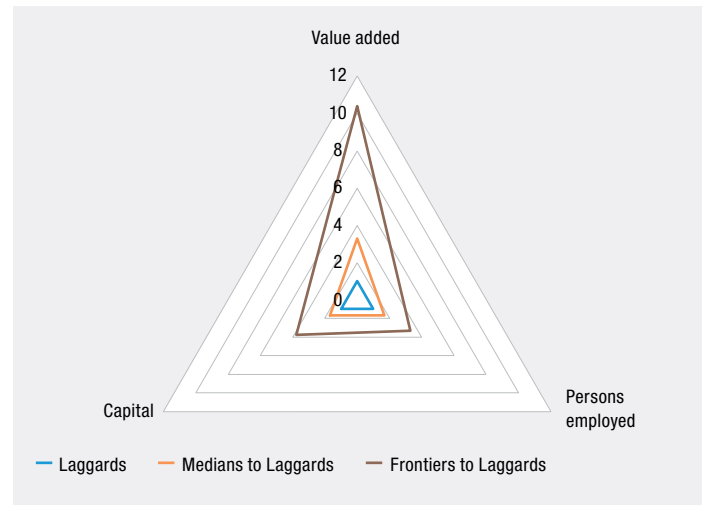
Note: Laggards are defined as the firms located in the second decile of the pooled TFP distribution, while Frontier firms are those placed in the eighth decile. Median firms are those located in the fifth decile of the distribution. The median value of Frontier firms (represented by the brown line) is used as the benchmark and set at 100%. The blue and orange lines represent, respectively, the percentage differences between Laggards and Frontiers, and Medians and Frontiers. For example, this figure shows that the median value added for Laggards and Medians is approximately 10% and 32% of that of Frontier firms, respectively. Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

Wages per employee in Laggards and Medians are 66% and 78%, respectively, of those in Frontiers, indicating that more productive firms tend to offer higher wages. In terms of labour productivity, Laggards and Medians achieve 32% and 64%, respectively, of the labour productivity of Frontiers. Additionally, Figure 3 shows that Laggards and Medians use fewer intermediate inputs per worker, 47% and 82% of that used by Frontier firms, respectively. The value added per unit of intermediate input is also lower for Laggards and Medians compared to Frontiers, with ratios of 62% and 73%, respectively.

In Figure 4, we focus on three indicators of firm size: value added, persons employed, and capital stock. To ease interpretation, we use Laggards as the reference group.²¹ This figure indicates that Frontiers use three to four times more inputs than Laggards (measured with employment or capital stock). However, in terms of median value of output (measured with value added), Frontiers produce ten times more output than Laggards. The figure suggests that the differences between Frontiers and Laggards are not attributable to differences in the size of inputs but are primarily driven by differences in how effectively are these inputs combined into output, or their TFP levels.

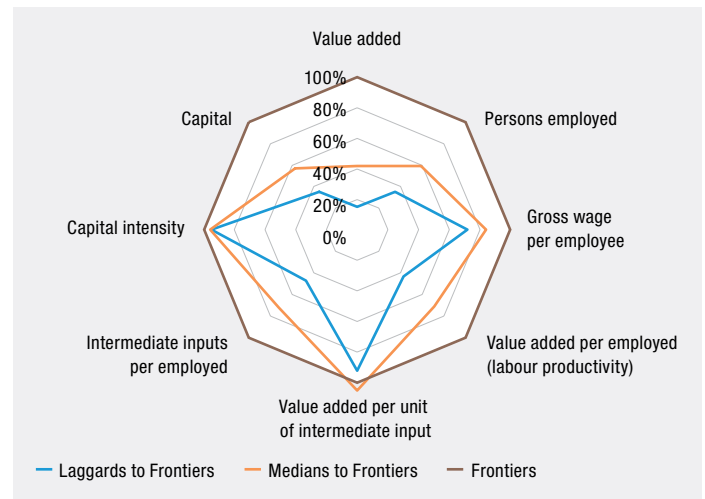
²¹ This is equivalent to calculating the reciprocal of the percentage ratios presented in Table 3. For instance, taking into account the approximations due to rounding for the ratios, the median number of persons employed by Laggards constitutes approximately 31% of those employed by Frontiers, meaning Frontiers employ about 3.3 times (~1/0.31) as many workers as Laggards. Similarly, the median capital stock of Laggards is 26% of that used by Frontiers, indicating that Frontiers have a capital stock approximately 3.8 times (~1/0.26) larger than that of Laggards. Additionally, the median value added by Laggards is about 10% of that by Frontiers, making Frontiers about 10.4 times (~1/0.1) larger in terms of value added.

Figure 4
Frontier and Median Firms relative to Laggards – Pooled sample 2005-2021 for non-financial services



Note: Laggards are defined as the firms located in the second decile of the pooled TFP distribution, while Frontier firms are those placed in the eighth decile. Median firms are those located in the fifth decile of the distribution. The median value of Laggards (represented by the blue line) is used as the benchmark and set at 1. The brown and orange lines represent the ratio between medians for Frontiers and Laggards, and Medians and Laggards, respectively. For example, this figure shows that the median value added for Frontiers and Medians, respectively, is approximately 10.4 and 3.3 times of that of Laggards. Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

Figure 5
Medians and Laggards relative to Frontier Firms – Pooled sample 2005-2021 for manufacturing



Note: Laggards are defined as the firms located in the second decile of the pooled TFP distribution, while Frontier firms are those placed in the eighth decile. Median firms are those located in the fifth decile of the distribution. The median value of Frontier firms (represented by the brown line) is used as the benchmark and set at 100%. The blue and orange lines represent, respectively, the percentage differences between Laggards and Frontiers, and Medians and Frontiers. Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

Figure 5 portrays the relative differences between Laggards, Medians, and Frontier firms for manufacturing.²² Compared to non-financial services, a noticeable difference is that firms in manufacturing appear to be equally efficient in their use of intermediate inputs (measured with value added per unit of intermediate inputs), as there are only minor differences between Laggard, Median, and Frontier firms. To be precise, Median firms use intermediate inputs more productively than Frontier firms as their value added per unit of intermediate inputs exceeds that of Frontiers by 5%.

Furthermore, Laggards use intermediate inputs nearly as effectively as Frontiers, achieving around 92% of the value added per unit of input of Frontier firms. One possible explanation for the small variation in input efficiency between more and less productive manufacturing firms could be the smaller sample size for manufacturing compared to non-financial services. Another reason might relate to differences in the types of intermediate inputs used in these sectors. In the Appendix, we use STATEC's input-output tables to support this explanation. While the data suggest that input composition might explain this result, additional analysis would be required to confirm this hypothesis.²³

2.2.5

Rank correlation between TFP and firm characteristics

As mentioned previously, the ratios between the medians of the selected variables by decile of the TFP distribution illustrate tendencies in the differences between Laggards, Medians, and Frontiers. Such tendencies, however, do not directly inform about the intensity of the relationship between TFP and the variable themselves. An additional step in this direction, albeit limited, can be taken by examining the Spearman rank correlation coefficient between TFP and each of the variable considered.²⁴ Table 1 below shows the pairwise Spearman coefficients between TFP and firm characteristics calculated on all included enterprises for all years for non-financial services.²⁵

Results for non-financial services suggest that the rank correlations are all positive, indicating a general tendency for all variables to increase alongside TFP. However, the strength of this correlation appears to vary considerably among the variables. In this respect, a rather poor correlation with TFP is detected for capital intensity, which may reflect the substantial similarity of Laggards, Medians, and Frontiers, as already mentioned. Also, the correlation with capital and value added per unit of intermediate inputs remains somehow modest. The correlation increases to more substantial levels for wages, employment, gross operating rate, and intermediates inputs per person employed.

Table 1
Spearman rank correlation coefficient between TFP and firm characteristics – Pooled sample 2005-2021 for non-financial services

Spearman correlation coefficient between TFP and firm characteristics Non-financial services – Pooled sample 2005-2021	
Firm characteristics	Spearman ρ
Persons employed	0,49
Capital	0,34
Value added	0,92
Value added per employed (labour productivity)	0,83
Capital intensity	<0.10
Gross wage per employee	0,42
Intermediate inputs per employed	0,46
Value added per unit of intermediate input	0,31
Gross operating rate	0,46
Gross operating surplus	0,69

Note: This table shows the Spearman rank correlation coefficients between TFP and firm characteristics calculated on all included enterprises for all years in non-financial services.

Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

Table 2
Spearman rank correlation coefficient between TFP and firm characteristics – Pooled sample 2005-2021 for manufacturing

Spearman correlation coefficient between TFP and firm characteristics Manufacturing – Pooled sample 2005-2021	
Firm characteristics	Spearman ρ
Persons employed	0,33
Capital	0,24
Value added	0,61
Value added per employed (labour productivity)	0,90
Capital intensity	<0.10
Gross wage per employee	0,45
Intermediate inputs per employed	0,45
Value added per unit of intermediate input	<0.10
Gross operating rate	0,52
Gross operating surplus	0,66

Note: This table shows the pairwise Spearman rank correlation coefficients between TFP and firm characteristics calculated on all included enterprises for all years for manufacturing.

Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

²² For Manufacturing, the median number of persons employed by Frontier firms is approximately 2.9 times higher than that of Laggards (~1/0.35). Similarly, the median capital stock of Frontier firms is about 2.9 times that of Laggards (~1/0.35). In terms of median value added, Frontier firms are roughly 6.6 times larger than Laggards (~1/0.15). Although to a lesser extent, this result is similar to the one observed in non-financial services. Again, this suggests that the differences between Frontiers and Laggards are not solely attributable to variations in input size but are driven by differences in TFP.

²³ Intermediate inputs include both materials and services, ranging from fuel, electricity, raw materials, semi-finished goods, to various purchased services like IT and finance. Using the 2015 input-output table for Luxembourg as a benchmark, manufacturing primarily receives materials (78%), including agricultural, manufactured products, and energy. In contrast, non-financial services primarily receive services (over 90%). The efficiency of material inputs in all types of firms is largely constrained by technology and regulations. In contrast, it is conceivable that the efficiency of purchased services could exhibit greater heterogeneity, though further analysis would be required to confirm this hypothesis.

²⁴ The Spearman rank correlation coefficient informs about the direction and the strength of a monotonic relationship between two variables. It is worth noticing that rank correlation does not imply linear association between the variables.

²⁵ Note that the correlation coefficient may be calculated on a different number of observations for each characteristic.

Finally, the highest correlation levels are achieved for value added, labour productivity, and gross operating surplus. These results indicate that higher TFP in non-financial services is associated with larger sizes, better wages, higher labour productivity, and profitability.²⁶

Table 2 below shows the pairwise Spearman coefficients between TFP and firm characteristics calculated on all included enterprises for all years for manufacturing.

As with services, results for manufacturing show a positive correlation whose strength varies considerably across variables. For manufacturing, a rather poor correlation with TFP is detected for both capital intensity and value added per unit of intermediate inputs, which mirrors the substantial similarity between Laggards, Medians, and Frontiers along these dimensions previously reported. The correlation of TFP with capital and persons employed remains somehow modest, particularly for the former. The correlation is more substantial for wages, gross operating rate, and intermediates inputs per person employed. Finally, the highest correlation levels are achieved for value added, labour productivity, and gross operating surplus. As with non-financial services, these results indicate that higher TFP in manufacturing is associated with larger sizes, better wages, higher labour productivity, and profitability.²⁷

2.2.6

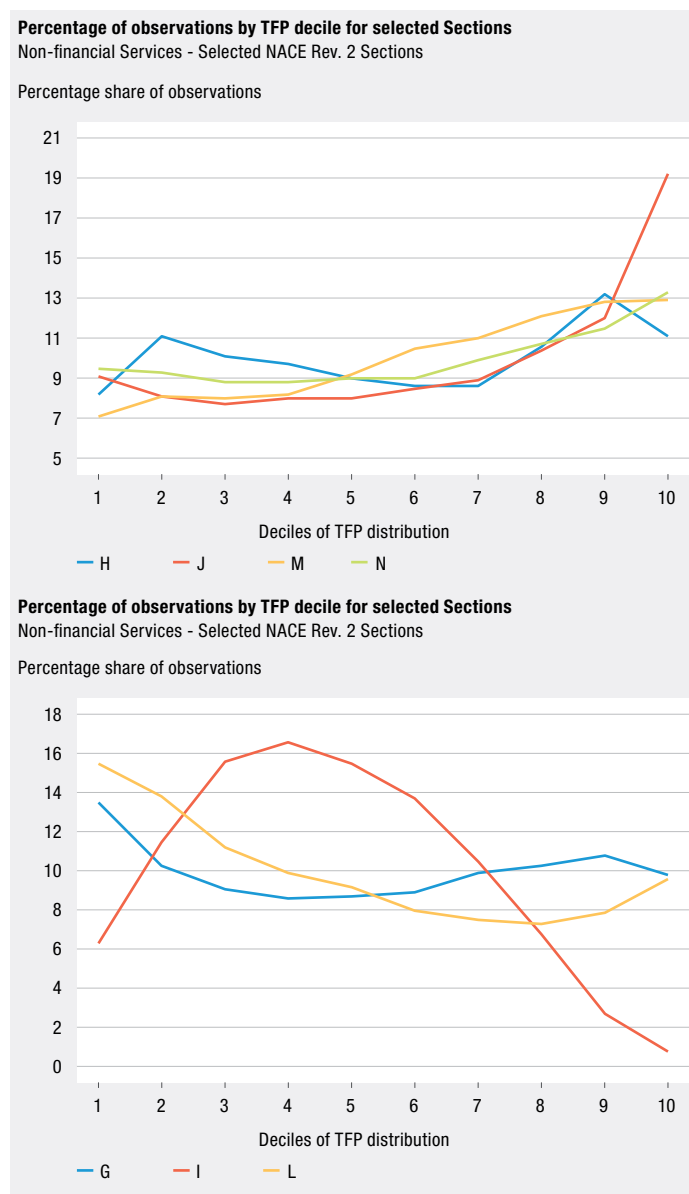
TFP distribution across NACE Rev. 2 Sections for Non-financial Services

We now analyse the TFP distribution of individual NACE Rev.2 Sections for non-financial services. Each Section represents a distinct economic activity, and our objective is to determine whether certain Sections feature a higher concentration of highly productive or less productive firms compared to the full sample (the pooled sample for non-financial services).

To achieve this, we use the TFP decile values for the aggregate non-financial services (the pooled deciles) and inspect the allocation of firms from an individual Section within these pooled deciles. If the productivity of firms from an individual Section is distributed similarly to that of non-financial services as a whole, each decile will contain 10% of the observations from that Section. However, if a Section contains a larger share of more productive firms, its distribution across the pooled TFP deciles will show a higher-than-10% share in the upper deciles and a lower-than-10% share in the lower deciles. This indicates a higher concentration of more productive firms in that Section. Therefore, the 10% share serves as a reference, helping us identify Sections with higher or lower concentrations of more or less productive firms.

Figure 6 on the right shows the percentage share of observations across TFP deciles for each Section. We identify three distinct groups: Sections with a high concentration of more productive firms (where more than 10% of firms tend to be in the upper deciles), Sections with a high concentration of less productive firms (where more than 10% of firms tend to be in the lower deciles), and Sections with a high concentration of

Figure 6
Percentage share of observations by TFP deciles for selected NACE Rev. 2 Section – Pooled sample 2005-2021 for non-financial services



Legend:

- G Wholesale and retail trade; repair of motor vehicles and motorcycles
- H Transportation and storage
- I Accommodation and food service activities
- J Information and communication
- L Real estate activities
- M Professional, scientific and technical activities
- N Administrative and support service activities

Note: Each line represents the percentage share of observations by TFP deciles for a single Section. For example, 19% of all observations in Section J (Information and Communication) are located in the tenth decile of the pooled TFP distribution, suggesting a high share of the most productive firms in this Section.

Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

²⁶ All rank correlations are statistically significant for the pooled sample. They remain significant for the aggregate when calculated for individual years, although their magnitude may change over time. When individual NACE Rev. 2 Sections are considered, the correlations may change in magnitude and statistical significance along both the industry and time dimensions. Among other things, this may reflect the industry heterogeneity of the non-financial services aggregate.

²⁷ All rank correlations are statistically significant for the pooled sample. However, they may change both in terms of magnitude and statistical significance for individual years.

medium-productive firms (where more than 10% of firms tend to be located in the middle deciles).

Highly productive firms tend to be concentrated in Sections H (Transportation and Storage), J (Information and Communication), M (Professional, Scientific, and Technical Activities), and N (Administrative and Support Service Activities). In these Sections, the share of observations in the upper deciles (approx. 6-10) of the TFP distribution typically exceeds 10%, indicating a high concentration of more productive firms. A notable example is Section J (Information and Communication), where the tenth decile contains 19% of the observations from this Section. This suggests that most highly productive firms tend to be concentrated in the Information and Communication Section.

Less productive firms tend to be concentrated in Sections G (Wholesale and Retail Trade) and L (Real Estate Activities). In these two Sections, the share of observations in the lower deciles (approx. 1-4) of the TFP distribution typically exceeds 10%. Finally, medium-productive firms are primarily concentrated in Section I (Accommodation and Food Services), with shares of observations exceeding 10% in the middle deciles and a low share of observations in the upper deciles (9-10).

As already mentioned, these conclusions are based on the full sample period, from 2005 to 2021, and do not account for potential changes over time. For example, they do not examine the possibility that a section was composed of more productive firms in the initial years and less productive firms in the final years. In addition, it is worth noting that a higher share of more (or less) productive firms in a given Section does not necessarily imply higher (lower) aggregate productivity for the same Section.

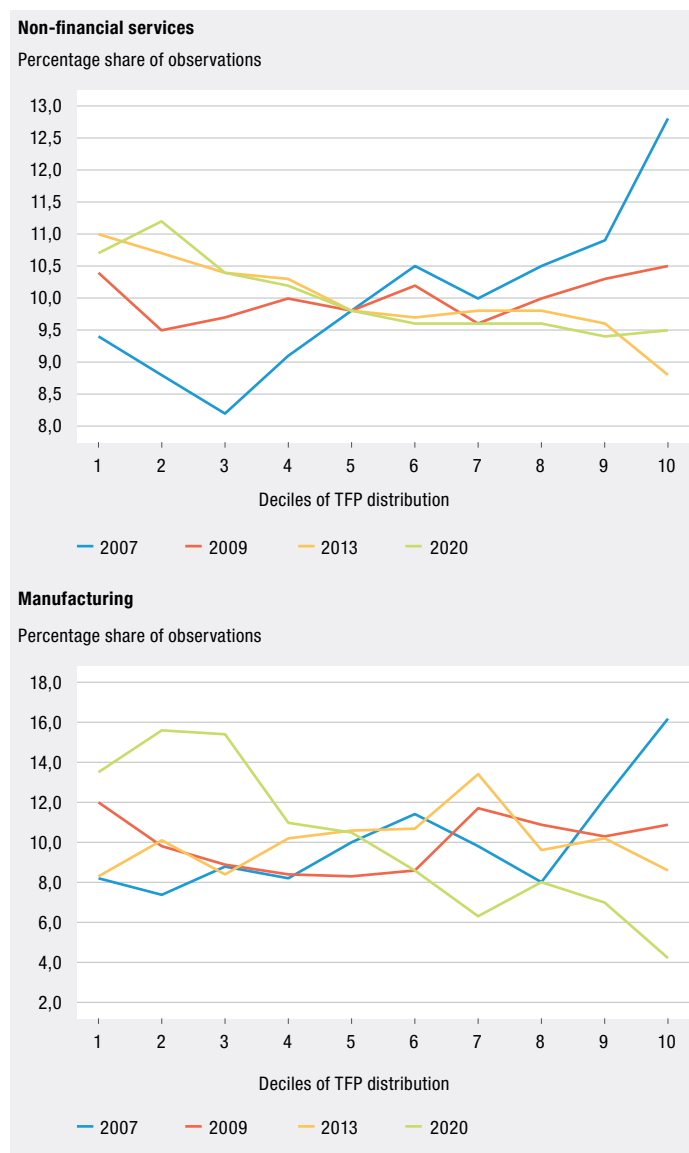
2.2.7

TFP distribution over time for Manufacturing and Non-financial services

In the previous section, we analysed the pooled TFP distribution for all years combined. We now analyse the TFP distribution for specific years. We examine the changes in TFP distribution associated with the 2009 financial crisis, the 2013 European sovereign debt crisis and the COVID pandemic. This exercise might provide information on the relationship between economic conditions and the sectoral distribution of TFP. Figure 7 below shows the share of observations by TFP deciles in non-financial services and manufacturing for selected years. The year 2007, which precedes all the above events, is also included for comparison. In this case, a percentage of firms above 10% in a specific decile for a given year indicates a higher concentration compared to other deciles for that year. Conversely, a share of observations below 10% indicates a lower concentration.

For non-financial services, Figure 7 shows that in 2007, before the financial crisis, there is a relatively large share of observations in the upper deciles of the pooled TFP distribution compared to the bottom deciles. With the 2009 financial crisis, the distribution flattens, reflecting a shift of firms from higher to lower TFP levels.

Figure 7
Percentage share of observations by TFP deciles for selected years – Pooled samples 2005-2021 for manufacturing and non-financial services



Note: Each line represents the percentage share of observations by TFP deciles for a given year. For example, in the non-financial service sector, about 12.7% of all observations in 2007 are located in the tenth decile of the pooled TFP distribution, suggesting a high share of the most productive firms in this year.

Source: STATEC SBS and National Accounts data. Authors' calculations.

However, a more substantial shift in the same direction occurs in the aftermath of the Eurozone crisis in 2013, which displays a pattern comparable to the COVID pandemic in 2020. Therefore, it seems that the TFP distribution in non-financial services was less favourable during the 2013 crisis than it was after the initial 2009 shock, and that the former was comparable to the prevailing conditions during the COVID pandemic.

For manufacturing, in 2007 we observe a scenario qualitatively similar to services, with observations that tend to concentrate in the upper deciles of the TFP distribution. During the 2009 financial crisis, observations seem to polarize at the bottom and top deciles of the TFP distribution, with a reduced concentration in the median positions. This polarization could signal that some activities were particularly affected by the initial shock, while others were better shielded. The Eurozone crisis does not seem to be associated with a less favourable TFP configuration. On the contrary, some rebalancing may have occurred in 2013 compared to the polarized 2009 conditions. Finally, the COVID pandemic is associated with the worst TFP composition, characterized by a lack of observations in the upper TFP deciles and a sizeable concentration of observations in lowest TFP deciles.

In interpreting these results, it is important to keep in mind the following limitations. The first is that the distribution of firms by TFP deciles may be affected by underlying productivity trends. For instance, a declining trend in TFP over time would result in a lower concentration of firms in the top TFP deciles in more recent years, independent of economic contractions and expansions. The second limitation is that this approach does not track the same firms over time, implying that the observations responsible for the shifts may refer to different firms in different years. This second point may be particularly relevant for non-financial services given their heterogeneous composition and the possibility that financial shocks and COVID pandemic may have had different effects on different types of firms. Given these limitations, the results require a cautious interpretation and should be considered as the starting point for further analysis.

2.2.8

Summary

This contribution provides an overview of the main characteristics of Luxembourg firms with different levels of productivity. To this purpose, the work examines the relationship between Total Factor Productivity (TFP) and relevant firm characteristics. Among others, the characteristics considered include employment, endowment of capital, value added, wages, labour productivity, and proxies for profitability.

This exercise is performed separately for manufacturing and non-financial services and is based on pooled samples for the years 2005-2021, which include all available firms for all years. We first generate TFP estimates and then analyse firm characteristics at different levels of the TFP. Specifically, we examine the evolution of firm characteristics along the TFP distribution for the pooled sample, as well as for three groups of firms: Frontier, Median, and Laggard firms. We term as Frontier firms those firms with relatively high levels of productivity, followed by Median firms located in the central portion of the distribution and, finally, Laggard firms as those with relatively low productivity levels. We also perform a rank correlation analysis between the selected characteristics and TFP.

For both manufacturing and non-financial services, the results suggest that higher TFP levels are positively associated to size, as measured by capital, employment or value added. The analysis also indicates that higher TFP is associated with higher wages, higher labour productivity, and proxies for profitability. However, while this holds in general, the results also show different degrees of association between TFP and each individual dimension. This descriptive analysis also suggests that increased value added is primarily attributed to TFP, rather than to differences in the sizes of employment and capital. However, a more thorough analysis would be required to confirm this assessment.

Overall, the investigation provides useful information on the characteristics of Frontier, Median, and Laggard firms. However, it is important to note that the analysis evaluates simple associations between TFP and each individual dimension. This means that no implications can be drawn from the results in terms of causal direction or in terms of multivariate correlation between sets of characteristics and TFP. This work also delivers some preliminary insight about TFP for Luxembourgish firms by looking at the industry and time dimension, as summarized below.

As for the industry dimension, we examine individual Sections in non-financial services and find that firms with high TFP tend to be concentrated in Sections H (Transportation and storage), J (Information and communication), M (Professional, scientific, and technical activities), and N (Administrative and support service activities). On the contrary, less productive firms tend to be concentrated in Section G (Wholesale and retail trade) and L (Real estate activities). Finally, firms in Section I (Accommodation and food service) show a tendency to concentrate in the intermediate deciles of the TFP distribution, with a rather modest presence at the top. However, it is important to remember that the adopted approach does not allow separate examination of TFP developments by Sections and over time that may affect these findings.

Regarding the time dimension, we examine productivity distributions in years coinciding with major economic shocks. Results suggest that major economic shocks affect the composition of productivity in manufacturing and non-financial services. Non-financial services showed a larger share of firms in the lowest deciles of the TFP distribution during the 2013 European sovereign debt crisis than they did at the time of the initial 2009 financial crisis. Moreover, the distribution at the time of the Eurozone crisis was comparable to the distribution during the COVID pandemic in 2020. For manufacturing, the 2009 financial crisis was associated with some polarization at the extremes of the TFP distribution, which could signal that some activities were particularly affected while others were better shielded. The Eurozone crisis did not seem to be associated with a worsening of TFP, as the results suggest instead that some rebalancing may have occurred in 2013 compared to the polarized 2009 conditions. Finally, the COVID pandemic was associated with the most unfavourable TFP composition among the years considered, as suggested by the largest share of firms in the lowest deciles of the distribution. Several limitations apply to these findings. Among them, it should be noted that the presented TFP composition over time could reflect TFP trends rather than major economic shocks. Therefore, these results should be treated cautiously and considered as a starting point for further analysis.

It should be noted that these results are based on firm-level data and therefore are not directly comparable with studies performed with industry or aggregate level data. Finally, it is important to observe that all the analyses performed in this work are based on pooled samples for 2005-2021, which include all available firms for all years. Therefore, the described patterns may be affected by entry, exit and survival dynamics that the methodologies applied cannot disentangle. In this regard, future work should focus on methodological improvements to further refine the results.

2.2.9

Appendix

2.2.9.1

Estimation of firm-level capital stock

In this study, we calculate the capital stock using the Perpetual Inventory Method (PIM) based on the observed investment records. While the investment can be found in the Structural Business Statistics (SBS) dataset, one problem of the PIM is that the initial value of the capital stock is missing. The most commonly used micro approach to addressing missing initial capital value involves identifying proxies that correlate strongly with productive capital stocks, such as employment levels, material expenditures, or energy consumption. These proxies are used to allocate an aggregate capital stock among firms.

A natural extension of this approach is to use multiple proxies and let data decide how to assign importance to different proxies. In this study, we consider adding intermediate consumption as an additional proxy for estimating the initial value of the capital stock, which could refine the accuracy of our allocations. In this case, the multiple proxy approach is:

$$\frac{K_{i0}}{K_0} = \left(\frac{L_{i0}}{L_0} \right) \alpha_l \left(\frac{M_{i0}}{M_0} \right) \alpha_m$$

K_{i0} : initial capital to be estimated;

K_0 : industry-level capital stock at time 0;

L_{i0} and M_{i0} : firm-level labour inputs and intermediate inputs at time 0;

L_0 and M_0 : industry-level labour inputs and intermediate inputs at time 0

where α_l and α_m are the weighting coefficients of each corresponding proxy variable. The alphas can be interpreted as a percentage that regulates how much the capital share should be correlated with the proxy.

A higher coefficient alpha assigns higher importance to the corresponding proxy in the estimation of initial capital stock. We applied this methodology to generate firm-level capital stock in Luxembourg using two primary sources of information:

- SBS data from 2005 to 2021;
- Aggregate capital stock data at the 2-digit NACE Rev. 2 level from the National Accounts. This data is also utilized to calculate capital deflators at the same NACE level. These deflators are subsequently used to compute the volumes of firm-level capital stock.

For the estimation of alpha coefficients, the SBS data set is categorized into two groups: Manufacturing and Non-financial service firms. Estimates are produced independently for each group. We assume an annual depreciation rate of 8%. Two proxy variables are used: the firm's employment level and their expenditure on intermediate input. The employment level is directly sourced from the SBS dataset. Expenditure on intermediate input is derived by deducting value added from gross output.

Estimation of the capital stock has three steps:

1. The most crucial step is the estimation of weighting coefficients for the two proxy variables. The alpha coefficients are calculated using balanced panel data, where all firms are consistently observed throughout the period of interest. This means that the alpha coefficients are estimated using a subset of firms that are usually bigger and more stable in their presence in the data set. Another sample selection for the estimation of alpha coefficients is that only the firms with at least two non-zero investment records are considered. The general estimation method of alpha is presented in Chen and Plotnikova (2018). The data used in this estimation includes three-year rolling averages of investment flows, firms' employment levels, and their material costs as proxy variables. The estimated alphas show that employment is a more effective proxy than the expenditure on intermediate input.
2. The second step involves calculating the initial capital value by redistributing the aggregate capital stock at the industry level. The estimated alpha coefficients, along with the proxy variables, are employed to allocate the aggregate capital stock to each individual firm in the initial year. It is important to note that the initial year varies from one firm to another, depending on their year of establishment or the SBS data coverage.
3. Using the estimated initial capital stock, the PIM is applied to compute the capital stock for all subsequent years by accumulating investment flows. Note that, typically in firm-level dataset, some firms exit and then re-enter the market after a few years. In such cases, we assume that all accumulated capital stock is lost upon exit. When these firms re-enter the market, we re-estimate the initial value of their capital stock as in the second step. Finally, the firm-level capital stocks are deflated using industry-level capital deflator.

2.2.9.2

Composition of aggregates according to NACE Rev. 2

Manufacturing corresponds to Section C of NACE Rev. 2. Non-financial services include Sections G to J and Sections L to N of NACE Rev. 2. Additional details are reported below.

- G Wholesale and retail trade; repair of motor vehicles and motorcycles
- H Transportation and storage
- I Accommodation and food service activities
- J Information and communication
- L Real estate activities
- M Professional, scientific and technical activities
- N Administrative and support service activities

2.2.9.3

General data treatment procedures

This section describes data treatment procedures applied for the TFP analysis. For data treatment related to capital stock calculations, please see the relevant section in this Appendix.

1. Data are corrected for implausible jumps using a similar procedure as in Berlingieri et al. (2017a, p. 19), which drops observations with large one-off consecutive changes for a set of relevant variables.
2. For variables derived as a ratio, the distributions by year and by NACE Rev. 2 Section are trimmed at the 0.5th and 99.5th percentile. Trimming is restricted to firms with fewer than five persons employed. For labour productivity, for instance, this procedure excludes from the sample firms with few persons employed whose value added appear as extreme in relation to their size when compared with firms in the same NACE Rev. 2 Section for each year.
3. The production function estimation is performed on all firms with at least one person employed, regardless of whether they have any employees. Additionally, the sample is constrained to firms with at least one euro of value added and excluding extreme observations for labour productivity and capital intensity. These extreme observations are identified as described in point 2 above. TFP calculations based on the production function estimates are further constrained to firms with at least one employee.

2.2.9.4

Structural Business Statistics (SBS) dataset

The first component of the Structural Business Statistics (SBS) dataset is the annual Structural Business Survey conducted by STATEC. The survey covers enterprises above a certain threshold for employment or turnover as well as a random sample of smaller units. Survey data are then integrated with additional administrative sources. Estimation and imputation procedures are also applied to deal with the different coverage between survey data and administrative sources.²⁸ In comparison to the survey sample, this substantially increases the number of firms available for the analysis.

2.2.9.5

Estimation method of TFP

In this study, we derive firm-level TFP by estimating a production function. The main challenge in estimating a firm-level production function is the so-called endogeneity problem. This issue can be better explained by considering a specific production function. If we replace the general function, $F()$, with the Cobb-Douglas production function and take the logarithms of both sides of the formula presented in the introduction of this section, we arrive at the following expression:

$$va_{it} = \beta_k k_{it} + \beta_l l_{it} + \underbrace{\omega_{it} + \varepsilon_{it}}_{\text{Solow residual}},$$

where i indexes firms and t indexes time. Lowercase letters denote logarithmic values of value added (va_{it}), capital stock (k_{it}) and labour (l_{it}). β_k and β_l stand for the unknown parameters that need to be estimated and represent elasticity of output with respect to capital and labour, respectively. The compound term known as the "Solow residual" accounts the part of output that cannot be explained by changes in capital and labour. The Solow residual comprises two unobservable error terms: ε_{it} and ω_{it} . ε_{it} represents the so-called "weather" shock, which is random and independent of capital or labour, and therefore does not affect the estimation of the two elasticity parameters (β_k and β_l). In contrast, ω_{it} represents the "productivity" shock, which is observed by firms and affects capital and labour through decisions such as investment choices and employment levels. Consequently, the productivity shock ω_{it} affects the estimation of two elasticities (β_k and β_l), but is unobservable to the estimator of the model. The main focus of the literature on production function estimation is how to account for the effects of productivity shocks (ω_{it}) on the two elasticities (β_k and β_l). Failure to account for the productivity shock would result in biased estimates of the elasticities.

²⁸ For additional methodological information, please see: <https://statistiques.public.lu/en/donnees/methodologie/methodes/entreprises/structure-activite-entreprises/sse.html>
https://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/EN/sbs_essbs21_lu.htm

Olley and Pakes (1996) were the first to address the endogeneity problem using a semi-parametric approach that controls for unobserved productivity shocks (ω_{it}).²⁹ The Olley-Pakes method, also known as the control function approach, involves finding a control variable that is highly correlated with the unobserved productivity shock (ω_{it}). This variable is then used to control for the influence of the unobservable productivity shock (ω_{it}) on the two elasticity parameters (β_k and β_l), delivering unbiased estimates of the parameters. Typically, the intermediate input is proposed as a control variable (Levinsohn and Petrin, 2003; Akerberg et al., 2015).

Based on the Cobb-Douglas production function above, estimation of β_k and β_l is carried out in two stages with the following assumptions on the stochastic structure:

- **Assumption 1.** ω_{it} is a function of (k_{it}, l_{it}, m_{it}) : $\omega_{it} = f(k_{it}, l_{it}, m_{it})$

where m_{it} denotes intermediate input consumption. This assumption implies that productivity shock can be replaced by a non-linear function of (k_{it}, l_{it}, m_{it}) .

- **Assumption 2.** ω_{it} follows a Markov process: $\omega_{it} = g(\omega_{it-1}) + \xi_{it}$

where ξ_{it} is assumed as an exogenous random error. Thus, both error terms ε_{it} and ξ_{it} are independent of all firm's decisions made at $t-1$, i.e., $(k_{it-1}, l_{it-1}, m_{it-1})$. Given Assumption 1 and 2, the Olley-Pakes (1996) estimation of production function is a two-stage approach:

- **First-stage:** a non-parametric estimation of Φ_t with m_{it} where intermediate input is used a control variable

$$\begin{aligned} va_{it} &= \beta_k k_{it} + \beta_l l_{it} + \omega_{it} + \varepsilon_{it} \\ &= \beta_k k_{it} + \beta_l l_{it} + f(k_{it}, l_{it}, m_{it}) + \varepsilon_{it} \\ &= \Phi_t(k_{it}, l_{it}, m_{it}) + \varepsilon_{it} \end{aligned}$$

Under Assumption 1, it is clear that it is not possible to identify simultaneously the beta coefficients and function $f(\cdot)$ in a single stage. Instead, we can estimate a non-parametric function Φ_t , which is estimate of value added net of weather shock, i.e., $va_{it} - \varepsilon_{it}$.

- **Second-stage:** using $\xi_{it} + \varepsilon_{it}$ to write the moment conditions for GMM estimation:

$$\begin{aligned} \varepsilon_{it} + \xi_{it} &= va_{it} - \beta_k k_{it} - \beta_l l_{it} - g(\omega_{it-1}) \\ &= va_{it} - \beta_k k_{it} - \beta_l l_{it} - g(\widehat{\Phi}_{t-1} - \beta_k k_{it-1} - \beta_l l_{it-1}) \end{aligned}$$

From the first-stage estimation, we have

$$\widehat{\Phi}_t = \beta_k k_{it} + \beta_l l_{it} + \omega_{it}$$

Thus, we can retrieve ω_{it-1} as $\widehat{\Phi}_{t-1} - \beta_k k_{it-1} - \beta_l l_{it-1}$, which lead to the second equality.

²⁹ When addressing the issue of endogeneity, a classic approach is to use instrumental variables. However, identifying an instrument that is strongly correlated with firms' capital and labour inputs but not with the productivity shock is challenging. This difficulty arises primarily because decisions of individual firms are not easily observable, making it hard to find a valid instrument. An early approach in the literature is that of Arellano and Bond (1991), which use the temporal dimension of panel data, using a set of past values of the covariates as instruments. While this method is theoretically consistent, it encounters practical issues, such as the weak instrument problem and instability in the GMM estimation.

In this study, we use the Wooldridge (2009) version of the Olley-Pakes estimation method, implemented in STATA[®] using the *prodest* command (Rovigatti and Mollisi, 2018). Wooldridge's procedure is preferred because it is computationally less intensive and simpler to implement. Finally, based on the estimates of capital and labour elasticities, the firm-level TFP is calculated as a residual as follows:

$$\log TFP_{it} = va_{it} - \hat{\beta}_k k_{it} - \hat{\beta}_l l_{it}$$

where $\hat{\beta}_k$ and $\hat{\beta}_l$ denote the estimated elasticity parameters.

2.9.6

Input composition and efficiency differences

One possible explanation that input efficiency in Manufacturing does not differ significantly between more and less productive firms lies in the composition of intermediate inputs. These inputs include both materials and services, ranging from fuel, electricity, raw materials, semi-finished goods, to various purchased services like IT and finance. Firms' efficiency in using these inputs depends on their types. For instance, fuel efficiency in both Laggard and Frontier firms is largely constrained by machinery and environmental regulations.

The SBS data does not allow us to decompose the intermediate inputs at the firm level. However, we can use industry-level data to gain some insight into the input composition. In particular, we use STATEC's input-output tables (Table A1) that detail the sources of inputs for each sector. Using the 2015 input-output table as a benchmark, manufacturing primarily receives materials (78%), including agricultural, manufactured products, and energy. Thus, frontier or lagged firms use these inputs in the similar fashion with similar efficiency.

For individual Sections, we found similar evidence in Section H (Transportation and storage services) and I (Accommodation and food service activities), there are no significant difference in terms of input efficiency, a feature similar to what we found in manufacturing. Again, a possible explanation of this finding can be sought in intermediate input composition. Table A1 shows that Section H and I use large quantities of material input, which account for 25% and 63%, respectively. In comparison, other sections in the Service sector use far less material inputs, around 2% to 7%.

Table A1
STATEC Input-Output Tables (in %) 2015

PRODUCTS (CPA)	C	NFS	G	H	I	J	L	M	N
Products of agriculture, forestry and fishing	3.7	0.2	0.0	0.0	4.4	0.0	0.1	0.0	0.3
Mining and quarrying	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Manufactured products	69.5	6.1	2.5	24.0	54.0	1.6	1.0	3.8	6.6
Electricity, gas, steam and air conditioning	2.0	0.5	0.3	1.0	3.3	0.5	1.4	0.2	0.2
Water supply; sewerage, waste management and remediation services	2.7	0.1	0.1	0.1	0.8	0.1	0.3	0.0	0.1
Constructions and construction works	0.4	2.4	0.2	6.0	0.2	0.2	40.3	0.0	0.3
Wholesale and retail trade services; repair services of motor vehicles and motorcycles	3.7	3.2	4.6	5.7	6.4	1.6	1.1	1.5	4.1
Transportation and storage services	1.3	9.5	14.7	22.0	0.1	9.6	0.5	2.3	5.4
Accommodation and food services	0.1	0.7	0.4	1.3	1.9	0.2	0.4	1.2	0.7
Information and communication services	0.9	15.2	11.5	3.0	0.9	32.9	0.9	9.7	9.8
Financial and insurance services	0.5	7.3	10.6	1.8	2.0	9.2	23.3	2.0	3.2
Real estate services	2.6	4.5	3.7	2.3	14.3	2.3	17.6	5.5	3.9
Professional, scientific and technical services	5.4	23.1	26.4	9.5	5.5	21.0	7.4	31.1	26.3
Administrative and support services	7.0	27.0	24.8	22.9	6.3	20.6	5.6	41.7	38.5
Public administration and defence services; compulsory social security services	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Education services	0.0	0.2	0.1	0.2	0.1	0.0	0.1	0.5	0.3
Human health and social work services	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Arts, entertainment and recreation services	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.0	0.1	0.1
Other services	0.0	0.1	0.1	0.1	0.0	0.0	0.0	0.2	0.2
Materials inputs	78.1	6.8	2.9	25.2	62.5	2.3	2.8	4.0	7.2
Services inputs (except transport)	20.2	81.2	82.2	46.8	37.3	87.9	56.4	93.7	87.2
Services inputs (include transport)	21.5	90.9	97.0	68.9	37.4	97.5	57.0	96.1	92.7

Note: NFS refers to non-financial services aggregate. The letters G to J and L to N represent NACE Rev. 2 Sections. The first column lists various products that are used by the industries displayed in the first row. The values in this table represent the share of a specific product used by an industry as inputs, expressed as a percentage. For example, 3.7% of the inputs used by Manufacturing (C) are "Products of agriculture, forestry, and fishing". The total of the percentages from the row labelled "Products of Agriculture, Forestry and Fishing" to the row "Other Services" equals 100%. Material inputs are defined as the sum of the rows from "Products of Agriculture, Forestry and Fishing" to "Water Supply". Service inputs are calculated as the sum of all other rows, excluding "Construction".
Source: STATEC input-output table (<https://statistiques.public.lu/en/donnees/themes/economie-finances.html>). Authors' calculations.

2.2.10 Acknowledgements

We wish to thank the OECD for allowing the use of a portion of the STATA® code and the thresholds to correct for implausible jumps implemented in the MultiProd project (Berlingieri et al., 2017a). We also thank Golnaz Amjadi and Charles-Henri DiMaria for providing LuxKLEMS data. We are grateful to Chiara Peroni, Maxime Pettinger and Vasja Sivec for helpful discussions on various aspects of the work. The assistance of Diego de Plaen with some aspects of data and results validation is gratefully acknowledged. We also thank Georges Zangerlé for invaluable help with SBS data and discussion on profitability indicators. The Authors remain responsible for any error.

2.2.11 References

- Acemoglu, D. and Autor, D., 2011**
Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. Handbook of Labor Economics, 4B, pp. 1043-1171.
- Ackerberg, D.A., Benkard, C.L., Berry, S., and Pakes, A., 2007**
Econometric tools for analyzing market outcomes. Handbook of Econometrics, 6, pp. 4171-4276.
- Ackerberg, D.A., Caves, K., and Frazer, G., 2015**
Identification properties of recent production function estimators. Econometrica, 83(6), pp. 2411-2451.
- Aghion, P. and Howitt, P., 1992**
A model of growth through creative destruction. Econometrica, 60(2), pp. 323-351.
- Aghion, P. and Howitt, P., 1998**
Endogenous Growth Theory. MIT Press.

Arellano, M. and Bond, S., 1991

Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *The Review of Economic Studies*, 58(2), pp. 277-297.

Berlingieri, G., Blanchenay, P., Calligaris, S., and Criscuolo, C., 2017a

The Multiprod project: A comprehensive overview. OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2017/04, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/2069b6a3-en>

Berlingieri, G., Blanchenay, P., and Criscuolo, C., 2017b

The great divergence(s). OECD Science, Technology and Industry Policy Papers, No. 39, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/953f3853-en>

Chen, X. and Plotnikova, T., 2018

The measurement of capital: Retrieving initial values from panel data. *Review of Income and Wealth*, 64, pp. 542-562.

CNP Rapport annuel 2020-2021

Pandémie et productivité, "Productivity dispersion and allocative efficiency Firm-level evidence for manufacturing and non-financial services in Luxembourg", Conseil National de la Productivité, pp. 49-58. <https://odc.gouvernement.lu/dam-assets/domaines/cnp/CNP-rapport-2020-2021.pdf>

CNP Rapport annuel 2021-2022

Polycrise, "Luxembourg's Labour productivity slowdown in a comparative perspective", Conseil National de la Productivité, pp. 26-39. <https://odc.gouvernement.lu/dam-assets/domaines/cnp/cnp-rapport-2021-2022.pdf>

CNP Rapport annuel 2022-2023

La productivité – un moteur de la compétitivité, "LuxKLEMS: Productivity trends and drivers in Luxembourg", Conseil National de la Productivité, pp. 20-35. CNP rapport annuel 2022-2023

Eurostat, 2021

Methodological manual on European structural business statistics: 2021 edition. Luxembourg: Publications Office of the European Union. Available at: <https://data.europa.eu/doi/10.2785/332431> (Accessed October 2024).

Hall, R.E. and Jones, C.I., 1999

Why do some countries produce so much more output per worker than others? *The Quarterly Journal of Economics*, 114(1), pp. 83-116.

Levinsohn, J. and Petrin, A., 2003

Estimating production functions using inputs to control for unobservables. *The Review of Economic Studies*, 70(2), pp. 317-341.

Olley, G.S. and Pakes, A., 1996

The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry. *Econometrica*, 64(6), pp. 1263-1297.

Rovigatti, G. and Mollisi, V., 2018

Theory and practice of total-factor productivity estimation: The control function approach using Stata. *The Stata Journal*, 18(3), pp. 618-662.

Solow, R.M., 1957

Technical change and the aggregate production function. *Review of Economics and Statistics*, 39(3), pp. 312-320.

STATEC, 2018

Un faible taux d'EBE au Luxembourg, et donc ? Bulletin du STATEC, 3/2018. Luxembourg: STATEC. Available at: <https://statistiques.public.lu/dam-assets/catalogue-publications/bulletin-Statec/2018/bulletin-3-18.pdf> (Accessed October 2024).

Syverson, C., 2011

What determines productivity? *Journal of Economic Literature*, 49(2), pp. 326-365.

Van Beveren, I., 2012

Total factor productivity estimation: A practical review. *Journal of Economic Surveys*, 26(1), pp. 98-128.

Wooldridge, J.M., 2009

On estimating firm-level production functions using proxy variables to control for unobservables. *Economics Letters*, 104(3), pp. 112-114.

2.3

LuxKLEMS Revisited:

Productivity trends and drivers in Luxembourg

2.3.1

Summary of findings

The LuxKLEMS initiative, led by the National Institute of Statistics and Economic Studies of Luxembourg (STATEC), has been providing productivity figures for the country for over a decade (e.g. DiMaria and Ciccone, 2008; Peroni, 2012; Peroni et al., 2020). This latest LuxKLEMS report updates indicators of productivity for Luxembourg's economy based on National Accounts data released in September 2023. The report focuses on the evolution of labour and Total Factor Productivity (TFP) from 1996 to 2022. Using standard productivity growth decompositions, the report also illustrates the main drivers of changes in these indicators, namely input deepening (input accumulation per hour worked), efficiency, and technical changes.

Productivity is a key measure of economic performance that compares goods and services produced to the resources used in production. In LuxKLEMS, output labour productivity is defined as the ratio of gross output (i.e. the quantity of goods and services produced) to hours worked. Output labour productivity growth is decomposed into the sum of input deepening, which indicates increases in input use per hour worked, and TFP growth. TFP is defined as the ratio of gross output to a combination of inputs. Specifically, inputs consist of capital, labour, and intermediate consumption, which includes energy, materials, and services. In turn, TFP is decomposed into the sum of efficiency change and technical change. Efficiency changes indicate improvements in the use of inputs, while technical change captures improvements in production technology and input quality. Output labour productivity and TFP provide complementary insights: output labour productivity shows the efficiency of labour use in production, while TFP assesses the ability to transform all inputs combined into goods and services.

Country studies on productivity typically use value added (GDP), which is calculated as gross output minus intermediate consumption (energy, materials, and services), to compile productivity figures. These studies focus on the two remaining inputs: labour and capital (KL). The LuxKLEMS methodology departs from those frameworks by including energy, materials, and services (EMS) in the inputs bundle, in addition to capital and labour. This requires using gross output, instead of value added, as a measure of production. This allows us to consider the role of intermediate consumption in production.¹ Intermediate consumption also captures outsourcing, a large share of which is imported from abroad in Luxembourg. Thus, throughout this report, **labour productivity is expressed in terms of gross output, and defined as the ratio of gross output per hour worked, differing from the standard definition in terms of value added.** Given that gross output (O) equals value added (VA) plus intermediate consumption (IC), gross output per hour worked is $O/L = (VA + IC)/L$, which equals $VA/L + IC/L$.

Reciprocally, labour productivity based on value added, as in most country studies, is $VA/L = O/L - IC/L$. If intermediate consumption per hour grows faster than output per hour, as it is the case for Luxembourg, then labour productivity in terms of value added per hour worked stagnates or even declines. Figure 1 in this report shows trends of intermediate consumption per hour and gross output per hour for the total economy.

This report presents trends of productivity for the total economy, and two broad aggregates of economic activities referred to as manufacturing and services. The aggregates capture the differences in the nature of production across various groups of industries.

Table S1 presents period averages of yearly growth rates of output labour productivity, TFP, and their drivers – input deepening, efficiency change, and technical change – for Luxembourg's main aggregates from 1996 to 2022.

Table S1
Growth rates of productivity indicators and their drivers (1996-2022)

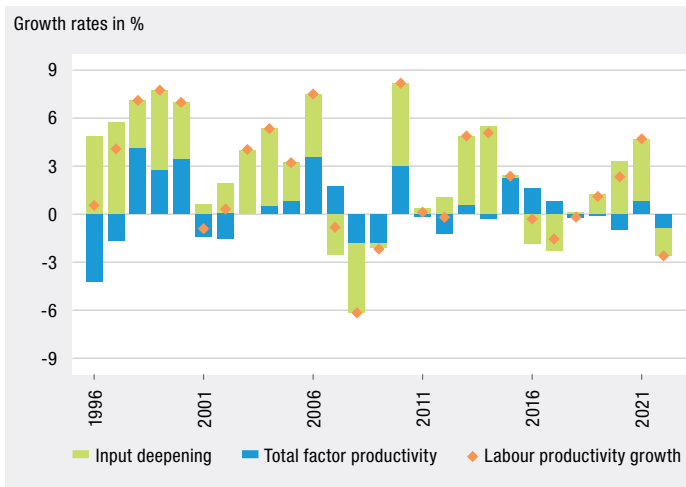
Year	Output labour productivity	Input deepening	TFP	Efficiency change	Technical change	Share in total output
Total Economy	2.21	1.87	0.34	1.05	-0.71	1
Manufacturing	2.20	0.91	1.29	-0.14	1.43	0.15
Services	2.25	2.01	0.24	1.42	-1.18	0.85

Note: Except share in total output, figures are period averages of yearly growth rates (in %). Output labour productivity is defined as gross output per hour worked. TFP is defined as the ratio of gross output to the inputs bundle (capital, labour, and intermediate consumption, consisting of energy, materials, and services). TFP is the sum of efficiency and technical changes. Efficiency change indicates improvement of input use during production. Technical change captures improvements in production technology and input quality. Input deepening represents input accumulation per hour worked.

Sources: Authors' calculations from STATEC data.

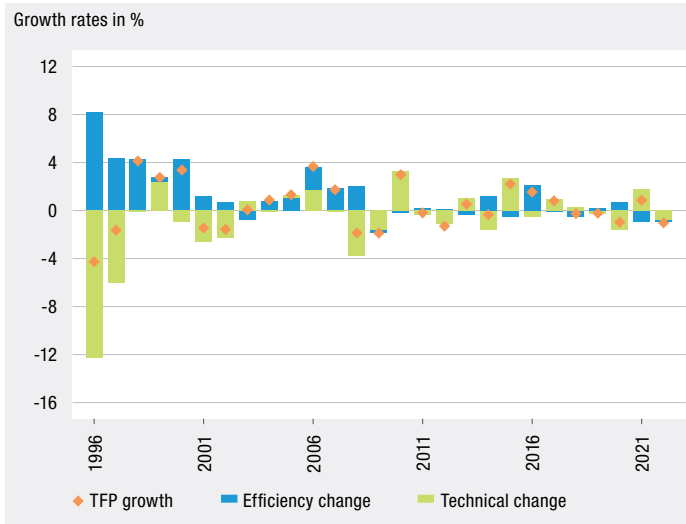
¹ For a comparison of value added or gross output-based productivity measures, see Cobbold (2003).

Figure S1
Total economy: output labour productivity growth and drivers (1996-2022)



Note: Diamonds and bars represent annual growth rate (in %) of, respectively, output labour productivity (diamond) and its drivers, that is, TFP (blue bar) and input deepening (green bar) for the total economy. Output labour productivity is measured as gross output per hour worked. TFP is defined as the ratio of gross output to a combination of inputs: capital, labour, and intermediate consumption. Input deepening represents input accumulation per hour worked. Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1.
Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Figure S2
Total economy: TFP growth and drivers (1996-2022)



Note: Diamonds and bars represent annual growth rate (in %) of, respectively, TFP (diamond) and its drivers: efficiency change (blue bar) and technical change (green bar) for the total economy. TFP is defined as the ratio of gross output to a combination of inputs: capital, labour, and intermediate consumption. Efficiency change indicates improvement in the use of inputs. Technical change captures improvements in production technology and input quality. Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1.
Sources: Authors' calculations from STATEC data.

From 1996 to 2022, output labour productivity grew at an average annual rate exceeding 2% in the total economy. While the manufacturing and service sectors experience similar output labour productivity growth rates, services account for 85% of the total economy's output. Hence, productivity patterns for the total economy tend to mirror those of the service sector. Output labour productivity growth in the service sector, and therefore in the total economy, is largely attributed to input deepening, vis-à-vis positive but weak TFP growth. In contrast, output labour productivity growth in manufacturing relies more significantly on TFP growth. In services, weak TFP growth is due to negative technical changes, despite notable efficiency gains. In manufacturing, however, TFP growth is significantly supported by positive technical progress, though this is partially offset by minor efficiency losses.

Figure S1 shows annual growth rates of output labour productivity, represented by orange diamonds, which are decomposed into input deepening (green bars), and TFP (blue bars). This figure provides insights into productivity changes over time that are not evident from the yearly averages shown in Table S1. Output labour productivity generally increased from 1996 to 2006, averaging over 4% growth. However, it significantly declined during the 2007-2009 financial crisis, dropping by more than -3%, followed by a sharp rebound in 2010 with record growth exceeding 8%, likely due to economic recovery post-crisis. Since then, the growth rate of output labour productivity has slowed, averaging 1.3% from 2011 to 2022. This pattern aligns with post-crisis growth trajectories observed in other advanced economies. The revisions in Figure S1, when compared to the previous LuxKLEMS report, reveal an upward adjustment in output labour productivity growth for the years 2019 to 2021 than what was reported in the earlier LuxKLEMS report (refer to Peroni et al, 2024). Moreover, the newly added data for 2022 indicates a negative growth rate, marking a clear shift from the recovery trend in output labour productivity seen after the financial crisis. However, this finding is subject to future data revisions.

Figure S2 instead focuses on the TFP growth, represented by orange diamonds, which are decomposed into technical changes (green bars), and efficiency changes (blue bars). This figure provides insights into TFP growth over time that are not evident from the yearly averages shown in Table S1. This figure reveals an earlier TFP slowdown around 2001, in contrast to the output labour productivity slowdown which began around the financial crisis. Since 2001, TFP growth has fluctuated around zero, with an average growth rate of 0.2%. This slowdown in TFP since the early 2000s is a global issue. Despite significant research efforts, there is no consensus on its cause. The revised data in Figure S2 suggests that TFP growth for the years 2019 and 2020 was overestimated in previous LuxKLEMS reports, with the updated figures showing a decline, pointing to more severe productivity challenges than previously recognized. For 2021, TFP growth has been adjusted upward, indicating some improvement not captured before. From 2019 to 2021, efficiency changes are revised upwards, suggesting that initial estimates underestimated the actual efficiency improvements. Technical changes, conversely, are revised downwards from 2019 to 2021, suggesting a reassessment of earlier optimistic projections. The report also introduces data for 2022, which indicates negative TFP growth, but these numbers are provisional and may change with future revisions.

2.3.2

Introduction

The LuxKLEMS initiative, led by the National Institute of Statistics and Economic Studies of Luxembourg (STATEC), has been providing productivity figures for Luxembourg for over a decade (e.g. Ciccone and DiMaría, 2008; Peroni, 2012; Peroni et al., 2020). The most recent data summarized in this report, are comprehensively presented in Peroni et al. (2024, forthcoming). The LuxKLEMS dataset consists of yearly indicators of labour and Total Factor Productivity (TFP), productivity drivers, and inputs and output to production for the Luxembourg's economy compiled from STATEC's National Accounts data. This article presents the main results from the latest LuxKLEMS update, based on the National Accounts' release of September 2023. It focuses on the evolution of TFP from 1996 to 2022 for the total economy and two broad aggregates of economic activities, and examines key drivers of output labour productivity growth, namely input deepening, efficiency improvements, and technical changes.

This contribution presents trends of productivity for the total economy, and two broad aggregates of economic activities referred to as manufacturing and services. These aggregates capture the differences in the nature of production across various groups of industries.

In what follows, the growth in output labour productivity – defined as the ratio of gross output (i.e. the quantity of goods and services produced) to hours worked – is decomposed into the sum of input deepening, which indicates increases in input use per hour worked, and TFP growth. TFP is defined as the ratio of gross output to a combination of inputs, consisting of capital, labour, and intermediate consumption, which includes energy, materials, and services. In turn, TFP is decomposed into the sum of efficiency change and technical change. Efficiency changes refer to the degree to which an industry enhances its capacity to produce the highest possible level of output with the available resources and technology, while technical change captures improvements in production technology and input quality. Output labour productivity and TFP provide complementary insights: output labour productivity shows the efficiency of labour use in production, while TFP assesses the ability to transform all inputs combined into goods and services.

This report is organised as follows. Section 3 presents the LuxKLEMS framework. Section 4 presents the evolution of output labour productivity and its drivers for the total economy, and major aggregates: services and manufacturing industries. Section 5 shows trends in TFP and its drivers for the total economy and the two main aggregates of industries. Section 6 concludes.

The findings show that output labour productivity has slowed down over the last decade. For the service sector, and therefore for the total economy, output labour productivity is largely attributed to input deepening, vis-à-vis positive but weak TFP growth. In contrast, output labour productivity growth in manufacturing relies more significantly on TFP growth. In services, weak TFP growth is due to negative technical changes, despite notable efficiency gains. In manufacturing, however, TFP growth is significantly supported by positive technical progress, though this is partially offset by minor efficiency losses.

2.3.3

The LuxKLEMS framework

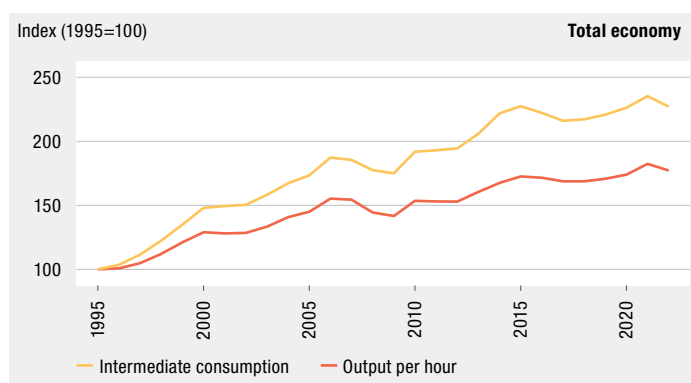
LuxKLEMS provides productivity indicators compiled from STATEC's National Accounts. National Accounts are a comprehensive system of accounts and balance sheets, which provide a framework to describe Luxembourg's economy. They align with the European System of Accounts (ESA 2010) and the Statistical classification of economic activities in the European Community (NACE Rev. 2) in terms of definitions, classifications, and accounting rules.

LuxKLEMS provides productivity indicators at the industry level. The framework describes the Luxembourg economy as composed by 30 groups of economic activities (industries). This report focuses on presenting results for the total economy and two broad aggregates of industries, referred to as "manufacturing" and "services", to capture the differences in the nature of production between these groups. These economic activities use production factors including capital, labour, energy, raw materials, and services to produce outputs that are either goods or services. The "manufacturing" industries include the manufacturers of products, agriculture, utilities, and construction. "Services" consists of business services, financial activities, and non-market services. These industries cover all economic activities in Luxembourg according to NACE Rev. 2 at the two-digit level. Table 1 provides a detailed breakdown of these industries and their respective shares in total output.

Country studies on productivity typically use value added (GDP), which is calculated as gross output minus intermediate consumption (energy, materials, and services), to compile productivity figures. These studies focus on the two remaining inputs: labour and capital (KL). The LuxKLEMS methodology departs from those frameworks by including energy, materials, and services (EMS) in the inputs bundle, in addition to capital and labour. This requires using gross output, instead of value added, as a measure of production. This allows us to consider the role of intermediate consumption in production (see Figure 1).² Intermediate consumption also captures outsourcing, a large share of which is imported from abroad in Luxembourg. **Thus, throughout this report on LuxKLEMS, labour productivity is expressed in terms of gross output, and defined as the ratio of gross output per hour worked, differing from the standard definition in terms of value added.** To avoid confusion with labour productivity based on value added, we will use the term output labour productivity. Given that gross output (O) equals value added (VA) plus intermediate consumption (IC), gross output per hour worked is $O/L = (VA + IC)/L$, which equals $VA/L + IC/L$.

² For a comparison of value added or gross output-based productivity measures, see Cobbold (2003).

Figure 1
Evolution of intermediate consumption and gross output (1995-2022)



Note: Intermediate consumption consists of energy, raw material, and services. Gross output equals value added plus intermediate consumption. Figures show trends of intermediate consumption per hour and gross output per hour for the total economy (1995 = 100).

Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Reciprocally, labour productivity based on value added, as in most country studies, is $VA/L = O/L - IC/L$. If intermediate consumption per hour grows faster than output per hour, as it is the case for Luxembourg, then labour productivity in terms of value added per hour worked stagnates or even declines. Figure 1 shows trends of intermediate consumption per hour and gross output per hour for the total economy.

The growth in output labour productivity can be decomposed in the sum of input deepening, which denotes the increase in the use of inputs per hour worked, and TFP growth. TFP is defined as the ratio of gross output to all inputs considered, that is capital, labour, and intermediate consumption (i.e. energy, materials, and services). TFP captures the overall ability of an economy to transform all inputs into output, i.e. goods and services. TFP growth can be decomposed in the sum of efficiency gains and technical progress. Efficiency gains are improvements in the utilisation of inputs, while technical change captures improvements in production technology and input quality.

To compile productivity indicators, LuxKLEMS framework adopts Data Envelopment Analysis (DEA), a frontier approach originally developed by Charnes et al. in 1978.³ This framework provides a breakdown of TFP growth into the separate components of technical change and efficiency change (see e.g. DiMaria and Ciccone, 2007). Technical changes refer to advancements in technology that enable a given set of resources to produce more output than was previously possible. Efficiency changes refer to the degree to which an industry enhances its capacity to produce the highest possible level of output with the available resources and the current technology.

One marking feature of LuxKLEMS framework is that it provides productivity indicators at the industry level. Indicators for services, manufacturing, and the total economy are compiled by aggregating industry-level productivity indicators using weights that reflect each industry's contribution to its respective sector's total output. Box A1 in the appendix gives more details on the aggregation approach.

Table 1
List of manufacturing and services industries in Luxembourg's economy

Industry Name	Average annual share in total gross output (in %)
Manufacturing, Agriculture, Utilities, and Construction (NACE Rev. 2 sections: A, B, C, D, E, and F)	
Agriculture	0.32
Forestry	0.02
Mining and Quarrying	0.07
Food, Textiles, Paper & wood, Petroleum	2.42
Chemical and pharmaceuticals	0.25
Other manufacturing	6.70
Electricity and gas	0.83
Water supply	0.08
Waste management	0.35
Construction	4.37
Manufacturing, Agriculture, Utilities, and Construction (NACE Rev. 2 sections: G, H, I, K, L, M, N, O, P, Q, R, S)	
Wholesale and retail trade	6.76
Transport and postal activities	3.41
Accommodation and food services	1.34
Publishing activities	0.95
Telecommunications and IT services	4.71
Financial service activities	33.80
Insurance, reinsurance & pension funding	2.00
Activities auxiliary to financial services& insurances	13.78
Real estate activities	3.36
Services to business and R&D	5.32
Rental, leasing, Employment, Travel agency, Others	1.88
Public administration	2.56
Education	1.62
Health services	1.48
Social work activities	0.85
Arts and entertainment activities	0.20
Sport activities	0.15
Activities of membership organizations	0.20
Repair of computers and personal & household goods	0.02
Other personal services	0.19

Note: Shares in the table are represented as decimals.

³ We use DEA primarily for its advantages in measuring productivity across industries with diverse input mixes, for the robustness of indicators to revisions, and because it allows us to produce indicators when the availability of observations is limited. DEA, unlike parametric methods, does not assume any functional form on the production frontier (which, broadly speaking, represents production possibilities according to the overall technological level), except for assumptions on returns to scale. Using DEA also minimizes the impact of data revisions on the previously produced indicators based on previous data vintages.

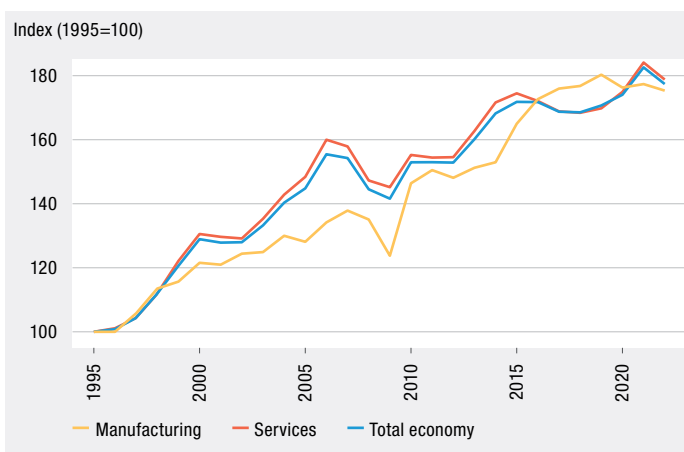
2.3.4

Trends of output labour productivity and its components

Output labour productivity is a key indicator for the measurement of economic performance. In LuxKLEMS, output labour productivity is measured as gross output per hour worked. This section presents trends in output labour productivity for Luxembourg's total economy, as well as the service and manufacturing industries from 1995 to 2022 (Figure 2). Then, for each aggregate, we present output labour productivity growth rates and the contribution of TFP growth and input deepening (Figure 3). Input deepening measures changes in the quantity of inputs per hour worked, whereas TFP measures the ratio of output to all inputs used in production. Box A1 in the appendix presents the decomposition of productivity indicators used in this contribution.

Output labour productivity (measured as gross output per hour worked) has shown an overall upward trend over time. However, the simultaneous increase in intermediate consumption per hour from 1995 to 2022 has counterbalanced the rise in output, resulting in a flat trend in value added per hour. This relationship is illustrated in Figure 1 in the introduction. Up until the mid-2000s, the increase in gross output per hour worked is sustained. Afterwards, the trend reflects the double-dip recession, featuring a marked decline during the financial crisis, followed by a period of recovery. Since 2015, the trend flattens out. It moves upwards again in the last few years of observation. The revised data from 2019 to 2021 indicates a slight underestimation of output labour productivity in the previous report, particularly for the total economy and service sector. In 2022, the data shows a decline in output labour productivity for the total economy, services, and manufacturing compared to the higher levels in 2021.

Figure 2
Labour Productivity (in terms of gross output) trends (1995-2022)



Note: Trends of labour productivity for the total economy (blue), services and manufacturing industries (orange and yellow) (1995 = 100). Labour productivity is gross output per hour worked.

Sources: Authors' calculations from STATEC data.

As expected, patterns for the total economy closely mirror those of the service industries, which account for about 85% of its output (see Table 1). Before the financial crisis, manufacturing's productivity performance was weaker than that of services. However, from 2016 onwards, a sharp recovery and subsequent growth in manufacturing productivity reversed this trend.

Panels in Figure 3 present annual growth rates for output labour productivity and its components, namely input deepening and TFP from 1996 to 2022 across Luxembourg's total economy and major aggregates – services and manufacturing industries.

The data show that, from 1996 to 2006, output labour productivity in the total economy increased on average annually by over 4%. In the service sector, the growth rate was higher, averaging 4.4%, while the manufacturing sector experienced a lower growth of 2.7%.

The 2007-2009 financial crisis led to significant declines: output labour productivity dropped by over -3% across the total economy, -2% in manufacturing, and -3.2% in services.

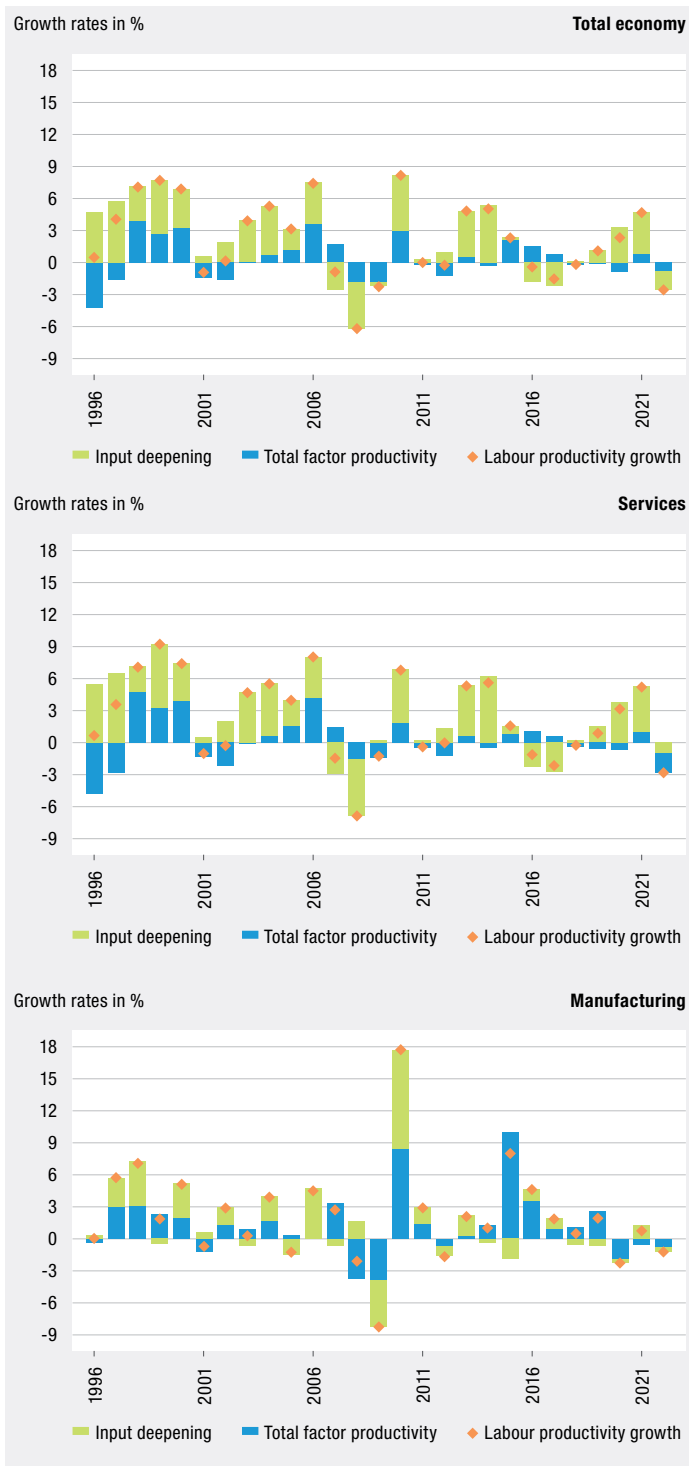
In 2010, following the financial crisis, the economy experienced a substantial recovery with aggregate/total economy's output labour productivity rebounding by over 8%. Specifically, the service sector saw a growth rate of 7%, while the manufacturing sector substantially increased by 18%.

From 2011 to 2022, the growth rate of output labour productivity has slowed across all sectors. The total economy averaged a growth of 1.3%, manufacturing saw a stabilization at 1.6% annually, and services grew at a slower pace of 1.2%. These trends reflect a general slowdown in output labour productivity observed in OECD countries, (Andrews et al., 2016). The data show that total economy's patterns primarily mirror those observed in the services.

Revised data from 2019 to 2021 indicate that the previous report underestimated output labour productivity growth in those years, particularly in services. Since services account for 85 percent of total economic output, productivity developments in the services sector significantly influence overall economic performance. In 2022, output labour productivity showed negative growth across the total economy and major sectors, contrasting with the positive growth observed in 2021. However, this latest data may be subject to future revisions.

Overall, output labour productivity in services, and thus in the total economy, has been mainly driven by input deepening since the early 2000s. In contrast, productivity growth in the manufacturing sector has been more influenced by TFP patterns, especially in recent years.

Figure 3
Output labour productivity (in terms of gross output) growth, input deepening, and TFP (1996-2022)



Note: Diamonds and bars represent annual growth rate (in %) of, respectively, labour productivity (diamond), TFP (blue bar), and input deepening (green bar). Labour productivity is defined as gross output per hour worked. Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1. Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Total Factor Productivity (TFP) growth in the services sector has been weak, particularly since the early 2000s, with fluctuations hovering around zero. In contrast, manufacturing's TFP growth has been consistently positive, with only a few dips, such as during the IT bubble burst (2001-2002) and the financial crisis (2007-2008), significantly contributing to output labour productivity growth in this sector. The following section investigates TFP and its components in more detail. In 2022, output labour productivity in the total economy and major sectors declined due to negative input deepening and TFP growth rates. This data, representing the most recent year available, is subject to future revision.

2.3.5 Trends of TFP, efficiency, and technical change

Total Factor Productivity (TFP) is also a key indicator of economic performance, defined by Farrell (1957) as the ratio of output to inputs. TFP measures the overall ability of economic entities of transforming inputs into output (i.e. goods and services). In growth accounting, TFP growth measures the part of output growth that cannot be attributed to changes in input volumes (OECD, 2023). This growth is mainly driven by technical progress and/or efficiency gains.

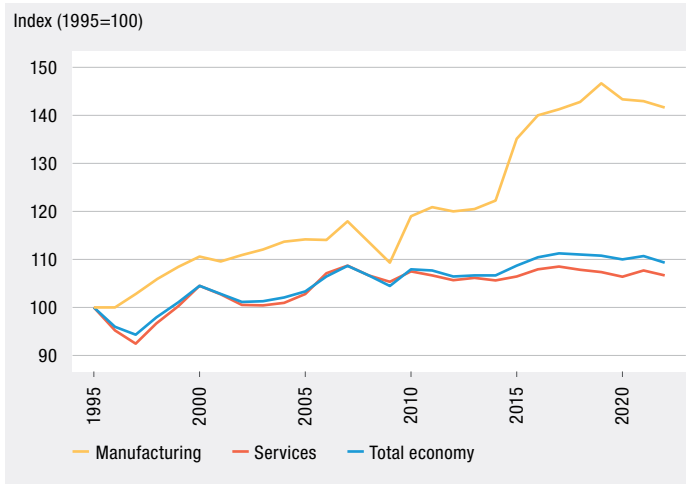
This section illustrates trends in TFP for Luxembourg's total economy and the two major aggregates, the service and manufacturing industries, from 1995 to 2022. For each aggregate, we present TFP growth rates along with the contributions of efficiency and technical changes.

In LuxKLEMS, TFP changes are compiled using the Malmquist index (Caves et al., 1982), which captures both technical and efficiency changes by being a geometric mean of these two components (Färe et al., 1994). Efficiency measures how well inputs are used to produce output, by comparing an entity's output to the maximum potential output (a distance) corresponding to the same input levels for a given period. Efficiency gains represent how distances evolve over time. Technical change measures the difference in maximum output between the current and previous periods, for given input levels. Broadly, technical change captures improvements in production technology and input quality (Färe et al., 1994). Conversely, efficiency change indicates improvement of input use during production.⁴ Decomposing TFP into its two components provides insights into the sources of productivity growth.

We derive aggregate measures of TFP for each year using a bottom-up approach. This involves calculating industry-level Malmquist TFP growth rates, and then aggregating them to national or main aggregates figures using production values as weights (Zelenyuk, 2006). This methodology is outlined in Box 1.

⁴ This can be achieved through refined management practices, improved worker training (Wang et al., 2016; Ali et al., 2012), and measures that optimise operations and resource allocation.

Figure 4
Trend of TFP (1995-2022)



Note: Figures show trends of TFP for the total economy, services and manufacturing industries (1995 = 100).
Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Figure 4 presents the evolution of TFP for the total economy and main aggregates. The total economy's trend of TFP is flat, which largely reflects the TFP pattern in services. This contrasts with the increasing trend of TFP in manufacturing. This latter trend also reveals the severe impact of the recession of 2008-2009.⁵ The 2022 data continues the existing trend observed in recent years, showing no significant changes in direction.

Box 1 Compilation of aggregate TFP

Following Zelenyuk's (2006) approach, in LuxKLEMS we first compile productivity indicators at the industry level, then we aggregate them into broader categories, such as manufacturing, services, and the total economy. The approach involves aggregating TFP Malmquist Indices as a weighted geometric mean of individual industries, according to the formula:

$$TFP = \left(\frac{\prod_{i=1}^N D_t^i(y_{t+1}^i, x_{t+1}^i)^{s_{t+1}^i} \prod_{i=1}^N D_{t+1}^i(y_{t+1}^i, x_{t+1}^i)^{s_{t+1}^i}}{\prod_{i=1}^N D_t^i(y_t^i, x_t^i)^{s_t^i} \prod_{i=1}^N D_{t+1}^i(y_t^i, x_t^i)^{s_t^i}} \right)^{0.5} = \prod_{i=1}^N TFP^i \quad (1)$$

With:

$$TFP^i = \left(\frac{D_t^i(y_{t+1}^i, x_{t+1}^i)^{s_{t+1}^i} D_{t+1}^i(y_{t+1}^i, x_{t+1}^i)^{s_{t+1}^i}}{D_t^i(y_t^i, x_t^i)^{s_t^i} D_{t+1}^i(y_t^i, x_t^i)^{s_t^i}} \right)^{0.5}$$

In this formula, t represents a specific year, i denotes industries, and D indicates distance functions. Distances measure the difference between an industry's actual performance (given its input bundle x and output y) and the best possible performance considering the available technology. For example, $D_t^i(y_t^i, x_t^i)$ measures an industry's performance in year t relative to the best performance achieved by other industries in the same year, taking into account the inputs used. Similarly, $D_{t+1}^i(y_{t+1}^i, x_{t+1}^i)$ evaluates the industry i 's performance in year $t+1$, taking into account its inputs used, relative to best performing industries in year $t+1$, and so forth. The s denotes the weights assigned to industries' distance functions. The choice of weight is important as it significantly affects the evolution of aggregate values. To assign weights, we compute TFP Malmquist Indices using different weights and compare them with Eurostat data. Our findings indicate that the optimal weights are based on each industry's output share in the total output of its respective sector. This means that when computing aggregates for manufacturing and services, different weights are applied.

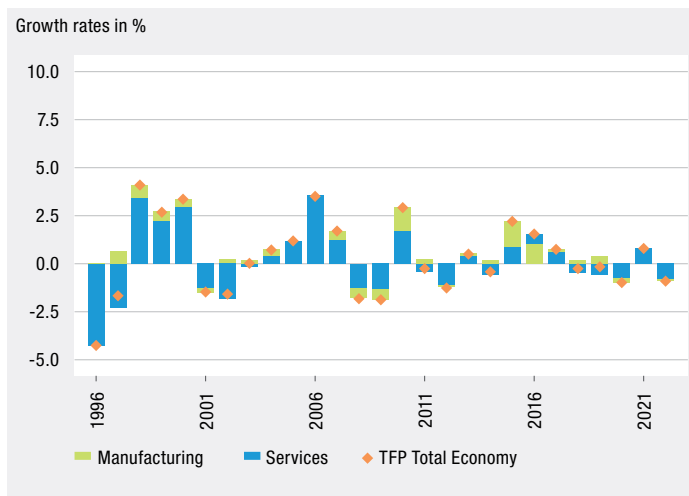
Taking the logarithm of both sides of Equation (1) gives the aggregated Malmquist TFP growth rate as:

$$\ln(TFP) = \ln\left(\prod_{i=1}^N TFP^i\right) = \sum_{i=1}^N \ln(TFP^i) \quad (2)$$

Equation (2) implies that the aggregated TFP growth equals the sum of TFP growth rates of all individual industries.

⁵ The trend for manufacturing should however be interpreted with care in light of a structural break in underlying business statistics for 2014 and 2015.

Figure 5
TFP growth (1996-2022)



Note: TFP's annual growth rate (diamonds) and weighted contributions from services TFP growth (blue) and manufacturing (green). Weights reflect manufacturing and service shares on total output.
Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Figure 5 displays annual TFP growth rates for Luxembourg's total economy, highlighting the weighted contributions from services and manufacturing.⁶ The data show that TFP growth in the total economy is mainly driven by the service sector. TFP growth has been weak and volatile, sometimes negative, especially since the recession. The last decade also shows a general slowdown in productivity growth across countries.⁷ In 2022, TFP growth rate remained volatile and close to zero (negative). This underscores the persistent weakness in total economy TFP growth, which is predominantly attributable to the services sector's performance.

The panels in Figure 6 display the annual growth rates for TFP, efficiency change, and technical change for the main aggregates considered in this analysis.⁸

Services TFP growth features a considerable slowdown in the last decade. In contrast, manufacturing TFP growth, albeit more volatile, more consistently maintains positive rates. Declines in manufacturing TFP growth are notably recorded during major events, such as the IT bubble burst (2001-2002), the financial crisis and the subsequent recession (2007-2009).

Revised data show that the previous report slightly overestimated TFP growth in the total economy and services for 2019-2020 and underestimated it for 2021. For manufacturing, TFP growth was overestimated in 2019 and 2021. In 2022, TFP growth was negative across the total economy and major sectors. However, the data for the last three years are subject to future revisions.

Figure 6 shows that TFP growth in manufacturing is predominantly attributed to technical change, with modest efficiency gains throughout the period. In services, changes in efficiency are sizeable, and sustain productivity growth especially until the recession, partially offsetting the negative rates of technical change.⁹ Service industries typically exhibit larger efficiency gains than manufacturing throughout the period, but these gains decrease over time.

Revised data indicate that the previous report often underestimated efficiency change and overestimated technical changes in the total economy and the two major aggregates for 2019-2021. In 2022, technical change was negative across the total economy and major sectors, while efficiency change remained nearly zero. However, data from the last three years may still be revised.

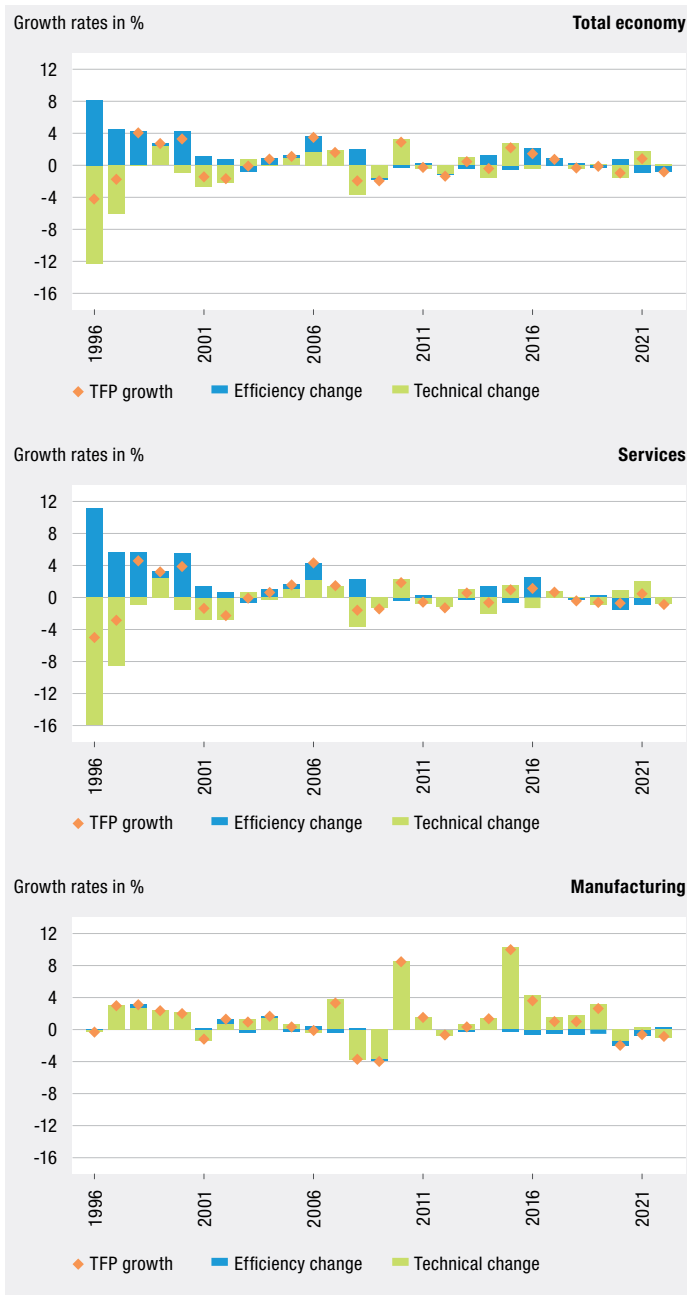
⁶ Detailed data for the chart can be found in Tables in Appendix.

⁷ The slowdown in productivity growth is not unique to Luxembourg. Belgium shows comparable trends after the financial crisis, attributing the strong decline in the growth rate of labour productivity to a decrease in the contribution of TFP (Biatour and Kegels, 2021).

⁸ Detailed figures for this chart can be found in Tables A1-A3 in the appendix.

⁹ Negative TFP growth is due to technical regress or losses in efficiency. Negative technical change is typically difficult to interpret. On this, one can see Peroni et al. (2020), where authors discuss an explanation based on demand and capacity utilization rates, and references therein.

Figure 6
TFP growth, efficiency and technical change (1996-2022)



Note: Diamonds and bars represent annual growth rate (in %) of, respectively, TFP (diamond) and its drivers: efficiency change (blue bar) and technical change (green bar). Efficiency change indicates improvement of input use during production. Technical change captures improvements in production technology and input quality. Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1. Sources: Authors' calculations from STATEC data.

2.3.6 Concluding remarks

This contribution presents the evolution of labour and Total Factor Productivity (TFP) and their drivers, namely input deepening, efficiency change, and technical change in Luxembourg from 1995 to 2022. These indicators are compiled using the latest available data from Luxembourg's National Accounts, released in September 2023. For a summary view on productivity dynamics in Luxembourg, this contribution presents productivity indicators for the total economy and two broad groups of industries, referred to as manufacturing and services.

Throughout, labour productivity is measured as gross output per hour worked (gross output captures the total quantity of production and equals the sum of value added and intermediate consumption). This measure features an overall increasing trend in Luxembourg over the period 1995-2022. The data also show the impact of the recession on the overall trend of output labour productivity and the flattening trend of the last decade, reflecting the well-known slowdown in output labour productivity growth. Aggregate productivity patterns closely track those of service industries, as services account for 85% of the total economy's output. Output labour productivity growth in manufacturing exhibits considerable volatility.

Output labour productivity growth is decomposed into the sum of input deepening – i.e. the increase in inputs use per unit of labour – and TFP growth – the ratio of gross output to a combination of inputs to production (capital, labour, and intermediate consumption). In turn, TFP growth is driven by improvements in productive efficiency and technical change. Changes in efficiency and technical change capture, respectively, improvements in the use of inputs to production and in technology and/or input quality.

The report shows that in Luxembourg aggregate output labour productivity patterns reflect primarily input deepening, that is, an increase in inputs use per unit of labour. In contrast, TFP growth is generally weak or absent. As a result, input deepening emerges as a key contributor to labour productivity changes, more so after the recession of 2008-2009. As noted above, aggregate patterns reflect those of service industries. In services, output labour productivity growth is driven primarily by input deepening, while featuring very low or absent TFP growth. In contrast, TFP growth plays a key role as a productivity driver in manufacturing. This feature is especially marked after the great recession.

Luxembourg's TFP exhibits an overall flat trend. In services, efficiency gains are often accompanied/offset by small/negatives rates of technical progress. In manufacturing, TFP growth is primarily driven by technical change.

2.3.7

References

Aigner, D., Lovell, C.K., and Schmidt, P., 1977

Formulation and estimation of stochastic frontier production function models. *Journal of econometrics*, 6(1), pp. 21-37.

Andrews, D., Criscuolo, C., and Gal, P., 2016

The global productivity slowdown, technology divergence and public policy: a firm level perspective. *Brookings Institution Hutchins Center Working Paper*, 24.

Biatour, B. and Kegels, C., 2021

Sources of labour productivity growth in Belgium. *Fact Sheet No. 6*, Federal Planning Bureau.

Caves, D.W., Christensen, L.R., and Diewert, W.E., 1982

The economic theory of index numbers and the measurement of input, output, and productivity. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, pp. 1393-1414

Charnes, A., Cooper, W.W., and Rhodes, E., 1978

Measuring the efficiency of decision making units, *European Journal of Operational Research*, vol.2 (6), pp. 429-444.

Chen, X., and Peroni, C., 2022

Luxembourg's Labour Productivity Slowdown in a Comparative Perspective. in *Rapport annuel 2021-2022: Polycrise*, Conseil national de la productivité, Luxembourg.

Ciccone, J. and DiMaria, C.-H. 2008

Productivité et compétitivité!
Perspectives de Politiques Économiques, no. 8.

Cobbold, T., 2003

A Comparison of Gross Output and Value-Added Methods of Productivity Estimation. *Productivity Commission Research Memorandum*, Canberra.

DiMaria C.-H. and Ciccone, J., 2007

La productivité totale des facteurs au Luxembourg. *Cahiers Économiques No. 102*, STATEC, Luxembourg.

ESA (2010)

European system of accounts – ESA 2010, Luxembourg: Publications Office of the European Union.

Fare, R., Grosskopf, S., Norris, M., and Zhang, Z., 1994

Productivity growth, technical progress, and efficiency change in industrialized countries. *American economic review*, 84(1), pp. 66-83.

Farrell, M.J., 1957

The measurement of productive efficiency. *Journal of the royal statistical society: series A (General)*, 120(3), pp. 253-281.

OECD (2023)

"OECD Compendium of Productivity Indicators 2023", <https://doi.org/10.1787/74623e5b-en> (Accessed on 30 March 2023).

Peroni, C., 2012

Productivity and Competitiveness in Luxembourg: productivity and the crisis. *Ministère de l'Économie et du Commerce extérieur: Perspectives de Politique Économique*, no. 18.

Peroni, C., Di Maria, C.H., and Amjadi, G., 2020

LuxKLEMS: total factor productivity developments in Luxembourg. *Conseil national de la productivité: Rapport Annuel 2019*, Ministère de l'économie.

Solow, R.M., 1956

A contribution to the theory of economic growth. *The quarterly journal of economics*, 70(1), pp. 65-94.

Wang, X., Lin, H., and Weber, O., 2016

Does adoption of management standards deliver efficiency gain in firms' pursuit of sustainability performance? An empirical investigation of Chinese manufacturing firms. *Sustainability*, 8(7), p. 694.

Zelenyuk, V., 2006

Aggregation of Malmquist productivity indexes. *European Journal of Operational Research*, 174(2), pp. 1076-1086.

2.3.8
Appendix

Box A1
Decomposition of productivity indicators

In the LuxKLEMS framework, labour productivity is defined as gross output per hour worked. Assuming there are three inputs: labour, capital, and energy, a Cobb-Douglas production function can be written as:

$$Q_t = A_t K_t^\alpha E_t^\beta L_t^{1-\alpha-\beta}, \alpha + \beta < 1 \quad (1)$$

where t denotes time (year), Q gross output, A a technology parameter. Capital (K), labour (L), and energy (E) are the inputs to production. Equation (1) suggests that with constant inputs, a rise in output corresponds to an increase in the technology parameter (A), known as total factor productivity (TFP). A version of this model by Aigner et al. (1977) augmented by efficient input utilization is as follows:

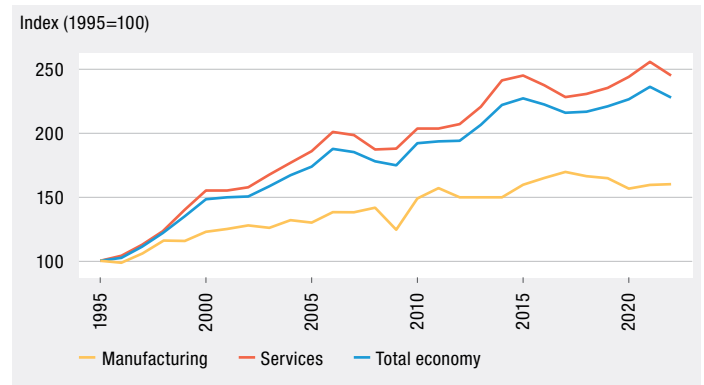
$$Q_t = \underbrace{A_t K_t^\alpha E_t^\beta L_t^{1-\alpha-\beta}}_{\text{Production frontier}} \times \underbrace{\exp(Ef_t)}_{\text{Efficiency term}} \quad (2)$$

The first component of this equation represents the technological frontier, which gives the highest achievable output given inputs use and technology. If A_t rises due to technical advancements, this frontier shifts upward, enabling economies to produce more output from the same inputs use, or to maintain output levels with fewer inputs. Yet, not every economic entity optimally performs; some might not obtain their maximum potential output for their given inputs. Such entities, not fully using available technology, are termed inefficient and fall below this frontier, which explains the introduction of the efficiency term. Dividing both sides of equation (2) by hours worked and then taking the log first difference (i.e. dln) allows us to derive an equation for productivity growth:

$$\underbrace{dln\left(\frac{Q_t}{L_t}\right)}_{\text{Labour productivity growth}} = \underbrace{dln(A_t)}_{\text{Technical change}} + \underbrace{(Ef_{t+1} - Ef_t)}_{\text{Efficiency change}} + \underbrace{\alpha \times dln\left(\frac{K_t}{L_t}\right) + \beta \times dln\left(\frac{E_t}{L_t}\right)}_{\text{Input deepening}} \quad (3)$$

Equation (3) shows that labour productivity growth (based on gross output per hour work) can be decomposed into technical change, efficiency change and input deepening.

Figure A1
Trend of intermediate consumption (1995-2022)



Note: Intermediate consumption (IC) consists of energy, raw material, and services. IC equals gross output minus value added. Figures show trends of intermediate consumption for the total economy, services and manufacturing industries (1995 = 100).

Table A1
Total economy: Productivity growth and drivers (1996-2022)

Year	Labour productivity	Input deepening	TFP	Efficiency change	Technical change
1996	0.51	4.79	-4.27	8.14	-12.41
1997	4.06	5.70	-1.64	4.42	-6.06
1998	7.06	2.98	4.09	4.26	-0.17
1999	7.70	4.99	2.71	0.32	2.39
2000	6.93	3.58	3.34	4.27	-0.92
2001	-0.91	0.55	-1.46	1.16	-2.62
2002	0.28	1.86	-1.59	0.68	-2.26
2003	3.95	3.96	-0.01	-0.77	0.77
2004	5.27	4.54	0.73	0.85	-0.12
2005	3.14	1.94	1.19	0.19	1.00
2006	7.45	3.90	3.55	1.79	1.76
2007	-0.85	-2.56	1.71	-0.08	1.80
2008	-6.17	-4.32	-1.85	1.95	-3.80
2009	-2.20	-0.32	-1.88	-0.21	-1.66
2010	8.14	5.18	2.96	-0.24	3.20
2011	0.09	0.30	-0.21	0.21	-0.43
2012	-0.20	1.04	-1.24	-0.13	-1.11
2013	4.82	4.33	0.49	-0.45	0.94
2014	5.01	5.40	-0.38	1.23	-1.62
2015	2.33	0.14	2.19	-0.52	2.71
2016	-0.33	-1.87	1.54	2.08	-0.54
2017	-1.51	-2.24	0.73	-0.13	0.86
2018	-0.20	0.05	-0.25	-0.49	0.24
2019	1.02	1.19	-0.17	0.15	-0.32
2020	2.30	3.27	-0.97	0.68	-1.65
2021	4.66	3.89	0.77	-0.96	1.73
2022	-2.64	-1.73	-0.91	-0.04	-0.87
Average	2.21	1.87	0.34	1.05	-0.71

Note: Figures are annual growth rates (in %). Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1. Labour productivity is measured as gross output per hour worked. TFP is the ratio of gross output to a combination of inputs: capital, labour, and intermediate consumption. Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Table A2
Services: Productivity growth and drivers (1996-2022)

Year	Labour productivity	Input deepening	TFP	Efficiency change	Technical change
1996	0.65	5.48	-4.83	11.08	-15.91
1997	3.59	6.44	-2.85	5.72	-8.57
1998	7.03	2.34	4.69	5.63	-0.94
1999	9.19	5.91	3.28	0.92	2.36
2000	7.33	3.42	3.91	5.50	-1.59
2001	-0.97	0.38	-1.36	1.52	-2.88
2002	-0.25	1.96	-2.21	0.65	-2.85
2003	4.67	4.80	-0.12	-0.77	0.65
2004	5.53	4.93	0.60	1.02	-0.42
2005	3.96	2.40	1.56	0.48	1.07
2006	7.95	3.68	4.26	2.15	2.12
2007	-1.43	-2.90	1.46	-0.02	1.49
2008	-6.85	-5.29	-1.56	2.24	-3.80
2009	-1.24	0.17	-1.41	-0.09	-1.32
2010	6.78	4.93	1.84	-0.46	2.30
2011	-0.39	0.14	-0.53	0.23	-0.76
2012	0.03	1.29	-1.26	-0.09	-1.17
2013	5.25	4.66	0.59	-0.39	0.98
2014	5.61	6.20	-0.59	1.48	-2.07
2015	1.51	0.66	0.85	-0.66	1.51
2016	-1.12	-2.28	1.16	2.50	-1.33
2017	-2.08	-2.76	0.68	-0.06	0.74
2018	-0.32	0.12	-0.45	-0.44	-0.01
2019	0.86	1.48	-0.62	0.27	-0.88
2020	3.04	3.79	-0.75	0.90	-1.66
2021	5.22	4.26	0.97	-0.97	1.93
2022	-2.84	-1.91	-0.92	-0.08	-0.85
Average	2.25	2.01	0.24	1.42	-1.18

Note: Figures are annual growth rates (in %). Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1. Labour productivity is measured as gross output per hour worked. TFP is the ratio of gross output to a combination of inputs: capital, labour, and intermediate consumption. Sources: Authors' calculations from STATEC data.

Table A3
Manufacturing: Productivity growth and drivers (1996-2022)

Year	Labour productivity	Input deepening	TFP	Efficiency change	Technical change
1996	0.06	0.34	-0.28	0.05	-0.33
1997	5.71	2.70	3.01	0.01	3.00
1998	7.20	4.07	3.13	0.41	2.72
1999	1.94	-0.37	2.31	0.00	2.31
2000	5.16	3.14	2.02	0.00	2.03
2001	-0.60	0.57	-1.17	0.16	-1.33
2002	2.97	1.62	1.36	0.63	0.73
2003	0.33	-0.55	0.88	-0.48	1.36
2004	3.93	2.27	1.66	0.19	1.48
2005	-1.20	-1.47	0.27	-0.32	0.59
2006	4.58	4.64	-0.06	0.34	-0.39
2007	2.78	-0.54	3.32	-0.43	3.75
2008	-1.95	1.70	-3.65	0.12	-3.78
2009	-8.16	-4.25	-3.91	-0.17	-3.74
2010	17.72	9.23	8.48	0.03	8.45
2011	2.93	1.48	1.45	-0.10	1.54
2012	-1.56	-0.93	-0.62	0.11	-0.74
2013	2.13	1.73	0.40	-0.32	0.72
2014	1.04	-0.29	1.33	-0.10	1.43
2015	8.04	-1.93	9.97	-0.30	10.27
2016	4.63	1.04	3.59	-0.72	4.31
2017	1.87	0.89	0.99	-0.58	1.56
2018	0.51	-0.52	1.03	-0.71	1.74
2019	1.97	-0.65	2.62	-0.54	3.16
2020	-2.26	-0.26	-2.00	-0.53	-1.47
2021	0.72	1.30	-0.59	-0.83	0.24
2022	-1.20	-0.37	-0.83	0.22	-1.05
Average	2.20	0.91	1.29	-0.14	1.43

Note: Figures are annual growth rates (in %). Values for year T refer to the growth rate between years T and T-1. Labour productivity is measured as gross output per hour worked. TFP is the ratio of gross output to a combination of inputs: capital, labour, and intermediate consumption. Sources: Authors' calculations from STATEC data.

2.4

Decoupling and carbon productivity¹

We need to become better strangers with emissions

2.4.1

Introduction

This contribution presents indicators of decoupling for a panel of 40 countries worldwide for the period that goes from 1996 to 2018. Decoupling indicators measure progress in achieving economic growth, as measured by GDP, while reducing negative environmental impacts, captured by Green-House-Gases (GHG) emissions. These indicators are important because they are used to track progress towards achieving net zero emissions by 2050, a goal set by the European Green Deal and mandated by the European Climate Law. Results from this analysis reveal that Luxembourg is in a state of decoupling. This is a desirable outcome indicating that Luxembourg is achieving economic growth while reducing GHGs. This first result, however, is questioned when the analysis accounts for emissions from net import, imported emissions minus exported emissions, which suggests instead coupling, that is, a much less favourable performance.

Indeed, the emissions used to calculate the decoupling indicators typically exclude emissions embedded in imported goods and services. Countries can reduce reported emissions by outsourcing production abroad and importing high-emission goods. These emissions from outsourcing are recorded by the exporting country, even though they are driven by the importing country's consumption. Here, we depart from standard approaches by calculating decoupling indicators that account for emissions associated with imports and exports. This approach leads us to find less favourable results for Luxembourg. When imports are accounted for, Luxembourg is in a state of coupling – a state where GHG emissions increase faster than GDP. This highlights the importance of considering trade when evaluating a country's environmental performance.

We also consider an alternative indicator for assessing progress toward net zero emissions by 2050. Typically, progress is assessed using the ratio of GHG emissions growth to GDP growth. This approach was introduced by Tapio (2005), who also developed a classification of decoupling types. Instead of using a ratio, we define our indicator as the difference between the growth rates of GDP and GHG emissions. This approach makes the numerical values of the indicator more intuitive: a positive (negative) value of the indicator indicates that GDP is growing faster (slower) than GHG emissions, indicating decoupling (coupling). In contrast, the ratio used in Tapio (2005) can show decoupling at both negative and positive values, making it less straightforward to interpret. In addition, our indicator has an economic interpretation, as it represents the growth of carbon productivity that reflects the economic value generated (in terms of real GDP) per unit of GHG emissions.

Previous studies on decoupling have not provided a definitive answer on whether decoupling is taking place or not. Parrique et al. (2019) provide an extensive review of recent works, considering decoupling indicators not only for GHG emissions but also for the use of resources – such as water, energy, materials, land – and biodiversity loss. Decoupling has not been observed when considering raw materials. Specifically, it was observed before 2000 but not since, as noted by Krausmann et al. (2018) and Bithas and Kalimeris (2018).

For energy use, evidence is even less clear. Wu et al. (2018) observe clear evidence of decoupling for France, the US and the UK, whereas Semeniuk (2018) finds coupling between energy and growth. When water, land and energy are considered, Navki and Zwickl (2017) observe, for a set of 18 European countries, instances of coupling as well as decoupling. Furthermore, decoupling is not a stable feature, as, over time, countries display transitions between decoupling and coupling states.

On GHG, the focus of this study, Chen et al. (2018) find the presence of "strong decoupling" among OECD countries. Strong decoupling occurs when GHG emissions decreases while GDP increases. Conversely, Cohen et al. (2018) find that "expansive decoupling" is observed for countries that have the most emissions. Expansive decoupling occurs when GDP grows faster than GHG emissions. Similarly, we find that most advanced economies exhibit either strong or expansive decoupling, which we analyse in more detail later.

Wang et al. (2018) provide a thought-provoking finding. Analysing decoupling between materials and growth, they find evidence of decoupling, but this result only holds because countries source their materials from abroad.

In light of the existing evidence, this study first examines decoupling between GHG emissions and economic growth,¹ and then evaluates to what extent decoupling occurred because countries source their materials, goods, and services abroad. This matters because a country's imports affect climate change, even if the associated pollution is not recorded domestically. We assess three types of decoupling indicators. The first approach uses national CO₂-eq emissions, which are primarily generated from domestic fossil fuel consumption for production processes, heating, and transportation. The second approach incorporates both national and imported CO₂-eq emissions, where imported CO₂-eq refers to the carbon embedded in goods produced abroad and imported into the country. The third indicator is based on national emissions and net CO₂-eq imports (imports minus exports), excluding the CO₂-eq embedded in exported goods and services.

¹ A carbon dioxide equivalent (CO₂-eq) is a metric used to compare emissions from different greenhouse gases based on their global warming potential (GWP). This works by converting the quantities of other gases into an equivalent amount of carbon dioxide with the same global warming effect. Throughout this document, we use the terms "GHG emissions" and "CO₂-eq" interchangeably.

This approach aims to account for GHG emissions driven by national demand. Additionally, because exported CO₂-eq may have been produced domestically or imported from abroad, summing emissions globally could result in double counting.

We use data sourced from the World Bank for national emissions and from the OECD for imported and exported emissions. These OECD data are derived from the world input-output tables and include estimates of CO₂-eq emissions embodied in imported intermediate consumption goods.² We examine a panel of 40 countries worldwide from 1996 to 2018. Results indicate that decoupling is taking place in European countries and in other advanced OECD countries. For developing countries, such as Chile, India, and Indonesia, decoupling rarely occurs. As an example, expansive coupling is taking place in Brazil (GHG emissions are growing faster than GDP).

Conclusions remain broadly unchanged when considering decoupling based on national and imported emissions. However, decoupling occurs less frequently for some countries, while it is more frequent for others. In addition, we found that Italy and Luxembourg exhibit decoupling when considering national emissions alone and expansive coupling when trade in CO₂-eq is taken into account (recall that expansive decoupling indicates that GDP and GHG are increasing, but GHG are growing at a faster rate than GDP).

As already mentioned, our decoupling indicator represents the growth of carbon productivity, which depends on environmental policies. Therefore, we also investigate whether policy stringency explains why some countries achieve higher level of carbon productivity and greater decoupling. Using stochastic frontier analysis and a composite indicator of environmental policy stringency (EPS) published by the OECD (see Kruse et al., 2022), we evaluate the impact of higher policy stringency on the efficiency of carbon productivity. We find that stricter policies help countries attain higher levels of carbon productivity, thereby promoting decoupling.

The remainder of the paper is structured as follows. In the first section, we present descriptive statistics on CO₂-eq emissions and compute the decoupling indicators. The next section elaborates on carbon productivity and investigates whether the stringency of environmental policies helps countries achieve greater carbon productivity efficiency. The last section concludes.

2.4.2

GHG emissions across countries

This section presents CO₂-eq emissions for individual countries considering national, imported, and exported emissions. These will be used to compute three types of carbon productivity indicators. CO₂-eq emissions vary by country, they depend on the size of the economy, energy source used in heating and production, and on the composition of the economy (size of agriculture, manufacturing, and services sector).

For benchmarking purposes, we consider three groups of countries: European countries who have committed themselves to net zero emissions by 2050 through a legally binding agreement, the original BRICS nations that form an informal group for mutual benefit, and the remaining countries in our sample.³ Average yearly CO₂-eq emissions from 1996 to 2018 amount to 10.5 billion of tons for the BRICS countries compared to 3.1 billion for European countries and 9.8 billion for the rest of our sample. The largest emitter is China with average emissions of 6.7 billion of tons per year, followed by the United-States of America (5.4 billion of tons) and Russia (1.6 billion of tons). The largest European emitter is Germany with 795 million of tons of CO₂-eq emitted. The smallest emitters are Iceland (2 million of tons), Luxembourg (9.9 million of tons) and Slovenia (15.2 million of tons).

A slightly different picture emerges when we account for imported CO₂-eq. BRICS countries become the second largest group of emitters (11.6 billion of tons), while other countries rank first with 12.9 billion of tons. European countries emit 5.1 billion of tons. The largest importer of CO₂-eq are the United States of America with 1.3 billion of tons, followed by China and Germany, both with 0.5 billion of tons.

Considering the net trade of CO₂-eq (imported minus exported CO₂-eq), BRICS countries rank second with 9.1 billion of tons, following other countries with 10.8 billion tons. European countries emit 3.6 billion of tons. The largest exporter of CO₂-eq is China with 1.4 billion of tons followed by the United States of America (0.6 billion of tons) and Russia (0.5 billion of tons). The largest European exporter of emissions is Germany with 0.4 billion of tons (see Table 1).

As explained by Haberl et al. (2020), many policy documents and scientific publications, including those of the IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change), assume that economic growth will continue to be a cornerstone of thriving societies. To meet the target of net zero emissions by 2050, GDP growth must become more environmentally sustainable. When GDP is growing faster than CO₂-eq emissions decoupling is taking place. In the next section, we provide descriptive evidence on decoupling.

² Methodology is described in Yamano and Guilhoto (2020).

³ In this study, BRICS are: Brazil, Russia, India, China, and South Africa. European countries are: Austria, Belgium, Czech Republic, Germany, Denmark, Spain, Estonia, Finland, France, Italy, Luxembourg, Netherlands, Norway, Poland, Portugal, Slovakia, Slovenia, Sweden, Greece, Hungary, and Ireland. Other countries are: Australia, Canada, Switzerland, United Kingdom, Iceland, Israel, Japan, Korea, Mexico, New Zealand, Turkey, United States of America, Chile, and Indonesia.

Table 1
Yearly average of emissions (1996-2018)

European OECD	National	Imported	Exported	BRICS	National	Imported	Exported
AUT	67 470 165	69 259 130	48 030 826	BRA	372 164 956	111 479 782	82 609 739
BEL	105 948 826	108 050 608	90 158 086	RUS	1 599 716 074	137 862 217	552 037 434
CZE	115 213 756	48 469 565	61 820 695	IND	1 458 645 700	206 016 173	274 205 217
DEU	795 278 865	487 738 173	360 899 652	CHN	6 724 035 783	549 159 826	1 439 344 130
DNK	49 020 465	48 437 521	58 293 695	ZAF	376 756 513	48 041 782	155 614 478
ESP	285 301 539	153 385 260	118 065 826				
EST	16 654 386	6 827 913	9 249 173	Other countries	National	Imported	Exported
FIN	56 250 282	43 537 565	38 754 608	AUS	367 950 913	121 334 087	109 329 608
FRA	351 846 852	276 582 217	167 181 565	CAN	534 369 578	235 330 826	260 405 391
GRC	86 599 526	45 745 086	34 842 130	CHE	42 990 043	94 760 869	50 843 260
HUN	51 466 500	38 077 913	35 246 043	CHL	64 938 117	33 274 521	35 342 521
IRL	40 549 647	43 775 652	40 274 304	GBR	486 214 047	290 424 391	161 993 478
ITA	406 862 778	251 742 826	151 734 347	IDN	383 473 713	101 324 391	106 566 608
LUX	9 862 026	14 866 521	13 682 521	ISL	2 084 892	3 673 565	3 614 869
NLD	162 883 904	120 965 826	125 444 521	ISR	62 508 160	36 981 956	22 041 739
NOR	37 702 695	56 145 608	49 398 130	JPN	1 184 962 822	497 610 391	258 636 652
POL	307 094 626	77 445 000	96 969 913	KOR	516 533 000	261 810 087	304 269 695
PRT	55 193 069	31 120 782	22 848 695	MEX	427 259 317	159 868 434	138 954 217
SVK	36 333 186	28 109 434	29 052 304	NZL	31 345 939	20 770 347	13 098 565
SVN	15 167 491	11 983 652	10 201 130	TUR	276 554 030	105 585 869	77 842 869
SWE	48 070 356	70 463 521	42 782 695	USA	5 382 147 209	1 268 586 391	611 658 913

Note: Figures represent tons of CO₂-eq emissions.

Sources: World Bank data for national emissions. OECD data for imported and exported CO₂-eq.

2.4.3 The link between GDP growth and GHG emissions: a classification

Tapio (2005) proposes a typology of coupling and decoupling states by examining the ratio of CO₂-eq emissions growth to GDP growth:

$$\varepsilon = \text{CO}_2\text{-eq growth} / \text{GDP growth} \quad (1)$$

This indicator has several shortcomings. Firstly, its numeric values are difficult to interpret, because positive values of ε correspond to both coupling and decoupling, and the same holds true for negative values. This is illustrated in Table 2. The table shows that positive values of the decoupling indicator, expressed as the ratio of CO₂-eq growth to GDP growth, can indicate both coupling and decoupling. As a result, the numerical values of the indicator can be difficult to interpret. Secondly, it lacks an intuitive interpretation, such as the change in carbon productivity. Table 2 presents Tapio's typology.

Departing from Tapio's approach, we measure decoupling using the difference between GDP growth and CO₂-eq growth:

$$\varepsilon^* = \text{GDP growth} - \text{CO}_2\text{-eq growth} = \ln(\text{GDP}) - \ln(\text{CO}_2\text{-eq}) = \ln(\text{GDP}/\text{CO}_2\text{-eq}), \quad (2)$$

where \ln denotes the natural logarithm of the variable. The indicator takes positive values in case of decoupling and negative values in the case of coupling. What's more, it corresponds to a change in carbon productivity, which we analyse later in the study.

Table 2
Tapio's decoupling typology

GDP growth	CO ₂ -eq growth	ε	Coupling/decoupling type
< 0	< 0	[0.8,1.2]	Recessive coupling
< 0	< 0	> 1.2	Recessive decoupling
< 0	< 0	< 0.8	Weak coupling
> 0	> 0	[0.8,1.2]	Expansion coupling
> 0	> 0	< 0.8	Weak decoupling
> 0	> 0	> 1.2	Strong growth coupling
> 0	< 0	< 0	Strong decoupling
< 0	> 0	< 0	Strong recessive coupling

Note: The types of decoupling are listed in the last column, with corresponding values of CO₂-eq-to-GDP growths ratio in the column named "Epsilon". For completeness, GDP and CO₂-eq growth values are provided in the first two columns.

Source: The table presents Tapio's (2015) typology for coupling/decoupling.

Table 3
The alternative coupling/decoupling typology based on carbon productivity growth

Strong decoupling	GDP growth rate > 0	GHG growth rate < 0	
Expansive decoupling	GDP growth rate > 0	GHG growth rate > 0	GDP growth rate > GHG growth rate
Recessive decoupling	GDP growth rate < 0	GHG growth rate < 0	GDP growth rate > GHG growth rate
Expansive coupling	GDP growth rate > 0	GHG growth rate > 0	GDP growth rate < GHG growth rate
Recessive coupling	GDP growth rate < 0	GHG growth rate < 0	GDP growth rate < GHG growth rate
Strong coupling	GDP growth rate < 0	GHG growth rate > 0	

We estimate ϵ^* for three different definitions of CO₂-eq emissions: national emissions provided by the World Bank, national emissions plus imported CO₂-eq measured by the OECD, and national emissions plus imported CO₂-eq minus exported CO₂-eq (net trade of CO₂-eq). We define six types of coupling and decoupling.

Table 3 shows how decoupling, coupling and its sub-types depend on the growth rates of GDP and GHG emissions. Strong decoupling represents the ideal state in a low carbon economy, where economic growth is achieved while CO₂-eq emissions decrease. Expansive and recessive decoupling, where GDP and CO₂-eq evolve in the same direction, but GDP grows at a faster rate than CO₂-eq, are suboptimal but still acceptable. All other scenarios are suboptimal, with strong coupling being the least desirable.

In Table 4, we count the number of occurrences of coupling/decoupling states in European countries and in Table 5 for the BRICS and other countries. As observed from the tables, decoupling is more prevalent than coupling. We also note that countries often switch from coupling to decoupling states and the reverse. This is evident from Tables 7 to 12 in appendix, which show country-year-specific results.

Sustained decoupling is hard to achieve. As explained in Vaden et al. (2020), periods of decoupling are often interrupted by economic downturns, which are not accompanied by a decrease in emissions. On the other hand, in some countries, COVID-19 resulted in decoupling. COVID-19 led to a decline in emissions due to lockdowns and a decrease in international trade, which reduced transport and production-related emissions (Ang et al., 2023).

Similar to the findings of Sanyé-Mengual et al. (2019), we observe that European countries experience decoupling more often than BRICS and other countries. Papiez et al. (2021) reach a similar conclusion, using both national emissions and trade in CO₂-eq. For most countries, results are similar for the three definitions of emissions (national, national + imported, national + net trade). Austria, Belgium, Germany, Denmark, Estonia, Finland, France, Poland, Portugal, and Sweden have mostly experienced years of strong decoupling as well as United Kingdom and Japan (Jiang, 2019 finds a similar result for Japan).

Conversely, BRICS countries, including Russia, India, and China, have predominantly experienced expansive decoupling. This finding is consistent with the results of Tian et al. (2020), but also applies to the Czech Republic, Ireland, Australia, and Israel. Surprisingly, countries such as Brazil, Chile, and Spain are associated with many years of expansive coupling, where GHG emissions grow at a faster rate than GDP.

Table 4
Decoupling typology – European OECD Countries (number of years)

national emissions	AUT	BEL	CZE	DEU	DNK	ESP	EST	FIN	FRA	GRC	HUN	IRL	ITA	LUX	NLD	NOR	POL	PRT	SVK	SVN	SWE
Strong decoupling	9	12	8	11	14	7	8	11	10	7	12	8	7	9	8	9	15	10	12	8	14
Expansive decoupling	5	3	9	4	1	3	6	0	7	4	5	10	5	4	7	7	5	0	6	7	3
Recessive decoupling	1	1	4	2	1	2	3	2	1	6	2	1	5	2	1	0	0	3	2	3	3
Expansive coupling	8	7	1	5	6	9	6	8	5	4	4	3	6	7	5	6	3	8	3	5	3
Recessive coupling	0	0	1	0	1	1	0	1	0	2	0	1	0	1	2	0	0	2	0	0	0
Strong coupling	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
national + imported																					
Strong decoupling	8	10	5	10	13	5	9	9	10	3	4	4	6	5	7	8	12	7	7	5	9
Expansive decoupling	7	5	9	8	2	3	6	3	5	6	11	10	1	7	10	5	6	4	9	5	5
Recessive decoupling	1	1	5	2	1	3	2	3	1	6	2	1	5	2	2	1	0	5	2	3	3
Expansive coupling	7	7	4	2	6	11	5	7	7	6	6	7	11	8	3	9	5	7	5	10	6
Recessive coupling	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Strong coupling	0	0	0	1	1	1	1	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
national + net trade																					
Strong decoupling	9	13	5	13	14	5	7	10	9	6	9	8	6	7	10	12	12	7	8	6	10
Expansive decoupling	6	4	10	5	1	4	7	3	5	3	7	9	5	5	6	1	9	4	6	10	6
Recessive decoupling	1	1	5	2	1	4	2	2	1	5	2	1	5	2	2	1	0	5	2	3	3
Expansive coupling	7	5	3	2	6	10	6	6	8	6	5	4	7	8	4	9	2	7	7	4	4
Recessive coupling	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Strong coupling	0	0	0	1	1	0	1	0	0	2	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0

Note: Values in bold indicate the most common type of decoupling for each country and emission type.
Source: Author's computations.

Table 5
Decoupling typology – BRICS and other OECD countries (number of years)

national emissions	BRA	RUS	IND	CHN	ZAF	AUS	CAN	CHE	CHL	GBR	IDN	ISL	ISR	JPN	KOR	MEX	NZL	TUR	USA
Strong decoupling	3	8	0	3	4	5	7	9	4	12	3	10	7	9	3	5	10	3	8
Expansive decoupling	4	8	14	14	7	15	11	4	7	6	9	7	9	5	14	11	3	10	9
Recessive decoupling	3	0	0	0	1	0	1	2	1	2	0	1	0	2	1	0	0	1	2
Expansive coupling	13	3	9	6	11	3	4	7	10	3	10	4	6	4	5	4	9	7	4
Recessive coupling	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	2	0	1	0
Strong coupling	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	1	2	0	1	1	1	0
national + imported																			
Strong decoupling	4	5	0	4	4	5	7	5	4	9	4	4	6	9	7	4	5	2	9
Expansive decoupling	1	10	12	13	8	11	8	3	6	8	9	7	11	2	9	6	7	8	8
Recessive decoupling	3	2	0	0	1	0	1	1	1	2	0	1	0	3	1	1	0	2	2
Expansive coupling	15	4	11	6	10	7	7	12	11	4	9	10	5	7	6	10	10	10	4
Recessive coupling	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
Strong coupling	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	2	0	2	1	1	0
national + net trade																			
Strong decoupling	5	4	0	3	9	6	8	6	4	10	2	9	6	10	7	5	7	4	9
Expansive decoupling	1	10	15	14	6	10	7	6	6	6	7	3	9	4	6	8	4	6	8
Recessive decoupling	3	3	0	0	0	0	1	1	2	2	1	1	1	3	1	2	1	2	2
Expansive coupling	14	5	8	6	7	7	7	8	11	5	13	9	7	4	9	7	11	10	4
Recessive coupling	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Strong coupling	0	1	0	0	1	0	0	2	0	0	0	1	0	2	0	1	0	1	0

Note: Values in bold indicate the most common type of decoupling for each country and emission type.
Source: Author's computations.

This approach enables us to identify countries that may appear to be effectively decoupling economic growth from emissions, but are relocating their emissions abroad. For example, considering national emissions, Luxembourg and Italy are in a state of strong decoupling. However, if we include imports or net trade, then they are in a state of expansive coupling. The same holds for Switzerland, Israel, and New Zealand. Turkey is characterized by expansive decoupling, which shifts into expansive coupling when we include traded emissions. These results highlight the importance of accounting for emissions from trade when evaluating a country's contribution to pollution.

Strong decoupling is essential to achieve net zero emissions by 2050, as other forms of decoupling are insufficient to meet this target. For instance, expansive decoupling is associated with increasing CO₂-eq emissions, leading to more pollution, particularly for major emitters. Moreover, even weak decoupling may indicate a worsening situation (Naes, 2005). Therefore, the economy is in a desirable state of strong decoupling only 35 percent of the time when we consider national emissions. This reduces to 28 percent of the time when we also include imported emissions, and 32 percent of the time when we include traded emissions. As explained by Vogel and Hickel (2023), it is likely that decoupling efforts observed in countries will not suffice to meet environmental objectives.

2.4.4 Carbon productivity and stringency of environmental policies

In the previous section, we introduced the growth rate of carbon productivity as a measure of decoupling. We mentioned that one advantage of carbon-productivity (as defined in equation 2), over the ratio of the growth of CO₂-eq to growth of GDP (eq. 1), is its ability to represent the intensity of coupling and decoupling with a single number ϵ , in a linear manner. Specifically, negative values of ϵ indicate coupling, while positive values indicate decoupling. Additionally, a higher (or lower) value of ϵ reflects a faster (or slower) rate at which the economy decouples economic growth from emissions. This property makes our measure of decoupling well suited for statistical modelling aiming to explain drivers of changes in carbon productivity. To explain carbon productivity, we use the true fixed-effects stochastic-frontier model proposed by Greene (2005).⁵

$$\text{Carbon Productivity}_{it} = \alpha_i + F(K_{it}, L_{it}, T) + a_1 \text{SRNEW}_{it} + a_2 \text{SIND}_{it} + v_{it} - u_{it}(Z_{it}), \quad (3)$$

where $F(K_{it}, L_{it}, T)$ denotes the efficiency frontier (the highest level of carbon productivity achievable with current technology, and given a fixed amount of inputs), estimated with a so-called translog production function with a trend. This part of the model explains growth of GDP.

To account for differences in the economic structure of the countries, we include three variables: the share of renewable energy in total energy use (SRNEW), SIND that represents the share of manufacturing industries in total GDP (SIND), and the so-called fixed effects (α_i). Fixed effects prevent country-specific characteristics – that are stable during the investigated period (such as climate) – from creating bias in the estimates.

The model also includes two error terms ($v_{it} - u_{it}(Z_{it})$). v_{it} accounts for unknown factors that affect carbon productivity.⁶ $u_{it}(Z_{it})$, which is the focus of our analysis, represents the so-called "inefficiency term"⁷ and measures the distance between a country and the efficiency frontier that represents maximum achievable carbon productivity. This term is equal to zero for countries whose carbon productivity is at the maximum achievable level, given the characteristics of their economy. It is larger than zero for countries that do not attain the maximum level of carbon-productivity.⁸

The reader will notice that the inefficiency term $u_{it}(Z_{it})$ depends on variables Z_{it} . In particular, we assume that the variance of the inefficiency-term u_{it} is explained by a set of variables Z_{it} . Variance of the inefficiency term determines how much the inefficiency varies over time and from country to country.

Environmental policy is a natural candidate for explaining individual country deviations from the carbon productivity efficiency frontier, or a country's inefficiency (the Z_{it} variables). Specifically, we use the OECD Environmental Policy Stringency (EPS) index and its key components: Market Environmental Policy Stringency (MEPS), Non-Market Environmental Policy Stringency (NMEPS), and Technological Support (TECHSUP). Market policies mainly include emission taxes, while non-market policies focus on emission quotas. Technical support encompasses R&D spending on green technologies and subsidies for the adoption of wind and solar energy technologies.

We estimate two models. The first model includes a measure of EPS, while the second model includes at once its three components: MEPS, NMEPS, and TECHSUP. Each of the two models is estimated using national emissions alone, national emissions plus imported CO₂-eq, and national emissions plus imported CO₂-eq minus exported CO₂-eq. In total, we obtain six estimates.

We are interested in the marginal effect of each variable, because marginal effects allow us to assess efficiency gains resulting from increased stringency in environmental policy (or its components).

⁵ Very few studies have adopted the stochastic frontier approach to model carbon productivity. This work departs from Amjadi and DiMaria (2024) by analyzing the case of European, but also of non-European countries. It considers national emissions and trade in CO₂-eq. Last, environmental policies are divided into market/non-market and technical support. An interesting, related approach using stochastic frontier analysis, but, investigating the Environmental Kuznet Curve instead of carbon productivity, is Badunenko et al. (2023).

⁶ For readers familiar with modelling, we mention that this term follows a normal distribution with zero mean and a constant variance.

⁷ This term also follows a normal distribution with zero mean and a constant variance. In addition, this random term follows a half-normal distribution.

⁸ Please see Greene (2005) and Khumbakar et al. (2015) for details on how to estimate the model.

Table 6

Model estimates – Stochastic Frontier Analysis

	log(GDPTot)		log(GDPAll)		log(GDPAXM)		log(GDPTot)		log(GDPAll)		log(GDPAXM)	
IK	-2.024858	*	-1.557601	*	-1.81153	*	-1.91658	**	-1.663434	*	-1.688955	**
	(0.8563755)		(0.8068728)		(1.012247)		(0.8595583)		(0.801573)		(0.9804654)	
IL	1.040596	**	1.23656	**	1.053675	*	1.047708	**	1.340747	*	1.009004	**
	(0.5352505)		(0.5032003)		(0.633215)		(0.5350714)		(0.5007584)		(0.6142508)	
IT	0.1048751	**	0.0637215	**	0.1375438	**	0.0974286	**	0.0633838	*	0.1143879	*
	(0.0219484)		(0.020412)		(0.0262021)		(0.0226622)		(0.0207158)		(0.0262676)	
IKK	0.1543497	**	0.1312847	**	0.1492827	**	0.1479911	**	0.1401395	*	0.1414173	**
	(0.0644647)		(0.0606937)		(0.0762764)		(0.0646044)		(0.0602947)		(0.0737609)	
ILL	-0.0627598	**	0.0307581		-0.0732655	**	-0.0639299	**	0.0294856		-0.0666503	**
	(0.0313091)		(0.0320058)		(0.0398191)		(0.0309679)		(0.0314355)		(0.0373492)	
ITT	0.0007572	**	0.0018433	**	0.0011796	**	0.0008112	**	0.001905	*	0.0015836	*
	(0.0001232)		(0.0001214)		(0.0001553)		(0.0001267)		(0.0001214)		(0.0001583)	
IKL	-0.0648084		-0.1066516	**	-0.0985348	**	-0.065242		-0.1144971	*	-0.0978807	*
	(0.0411595)		(0.0386548)		(0.0489307)		(0.0411494)		(0.0384243)		(0.0474859)	
IKT	-0.0074112	**	-0.0059915	**	-0.0103289	**	-0.0069466	**	-0.0060583	*	-0.0088822	*
	(0.0016561)		(0.0015468)		(0.0019835)		(0.0017024)		(0.0015676)		(0.0019774)	
ILT	0.005824	**	0.0063668	**	0.0094911	**	0.0055333	**	0.0065675	*	0.0080298	*
	(0.0015306)		(0.0014276)		(0.0018276)		(0.0015801)		(0.0014596)		(0.0018497)	
SIND	0.0096097	**	0.0009065		0.0091502	**	0.0092558	**	0.0009081		0.01062	*
	(0.0012919)		(0.0012844)		(0.0016897)		(0.0013025)		(0.0012716)		(0.0016731)	
SRNEW	0.0204526	**	0.011746	**	0.0205089	**	0.0200894	**	0.0116237	*	0.0179522	*
	(0.0010388)		(0.0009424)		(0.0012473)		(0.0010836)		(0.0009502)		(0.0012952)	
usigmas												
EPS	-2.003729	**	-1.938395	**	-2.600509	**						
	(0.2395349)		(0.2849813)		(0.4746073)							
MEPS							-0.2526838		-0.2277055		1.605636	*
							(0.2561277)		(0.2899236)		(0.3382197)	
NMEPS							-1.019829	**	-1.20077	*	-1.772305	*
							(0.1679824)		(0.1905809)		(0.2302688)	
TECHSUP							-0.624065	**	-0.2915102		-0.4778967	*
							(0.1787591)		(0.1999467)		(0.2446396)	
cons.	-2.639718	**	-3.154005	**	-3.129621	**	-6.580594	**	-6.353977	*	-5.658776	*
	(0.1825913)		(0.1907342)		(0.2366493)		(0.2106266)		(0.1647437)		(0.1308886)	
vsigmas												
_cons	-6.581209	**	-6.270163	**	-5.25107	**	-6.580594	**	-6.353977	*	-5.658776	*
	(0.2029844)		(0.1646742)		(0.0974779)		(0.2106266)		(0.1647437)		(0.1308886)	
logL	1140.6011		1196.3937		964.71434		1144.9824		1201.2147		979.92487	
Prob > chi2	0		0		0		0		0		0	
NT. Obs	920		920		920		920		920		920	
N. Obs	40		40		40		40		40		40	

Note: ** significant at the 5% level, * 10% level. Country fixed effects not reported. GDPTot stands for total national emissions, GDPAll are national + imported, GDPAXM are national + imported – exported emissions. K are capital stocks, L labour, T a time trend. All variables are in logs. EPS is the environmental policy stringency index, MEPS are market policies, NMEPS non-market policies and TECHSUP technical support. SIND share of manufacturing industries in total GDP. SRNEW the share of renewable energy. IXiXj stands for the product of logXi and log Xj where Xi and Xj variables are capital K, labour L and time T.

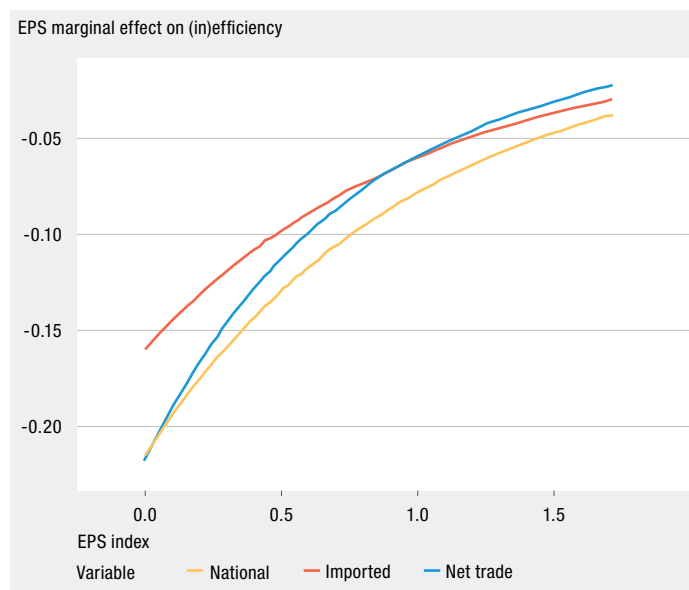
The main interest of this study is the effect of environmental policies stringency on carbon inefficiency. For the first three models (the first three columns in Table 6), which include the Environmental Policy Stringency (EPS) index, the results are comparable and the magnitudes of the coefficients are similar. The statistically significant negative sign of coefficients associated with stringency indexes (EPS) indicates that a more stringent policy reduces carbon inefficiency. In other words, countries with less stringent policies are further from the maximum achievable level of carbon productivity. In addition, EPS has a stronger reducing effect on carbon inefficiency when considering net CO₂-eq trade emissions. Therefore, if net trade is the metric to analyse emissions, stringency of policies has a stronger effect on inefficiency.

When focusing on the components of the policy stringency index (see the last three columns in Table 6), the Market Environmental Policy Stringency (MEPS) does not appear to be associated with carbon inefficiency unless national emissions and net traded CO₂-eq are considered together. The coefficient on Technological Support index (TECHSUP) is significant only when national emissions and national emissions and net trade are considered. Finally, the Non-Market Environmental Policy Stringency indicator (NMEPS) is consistently linked to reduced carbon inefficiency, regardless of the type of emissions used in the model estimation.

To assess the magnitude of the impact of more stringent policies on carbon inefficiency, we present a figure illustrating how inefficiency changes with varying levels of environmental policy stringency (i.e. the marginal effects). Figure 1 shows that increasing policy stringency (measured with EPS) leads to a substantial decrease in carbon inefficiency at low initial values of the index. Thus, in countries with low environmental policy stringency, an increase in stringency is associated with a significant reduction in carbon inefficiency. However, this effect diminishes as the initial level of environmental policy stringency becomes higher. This suggests a need for stringent policies, but for countries already with very stringent policies, further increases in stringency will not yield additional efficiency gains. Similar result is found by Amjadi and DiMaria (2024) which present a similar analysis for a smaller sample of countries and national emissions only.

Our findings are consistent with the Porter hypothesis, which states that strict environmental regulation promotes efficiency (Porter, 1991). However, since the effect of environmental policies on inefficiencies in carbon productivity diminishes with the stringency of policies, we also conclude that further increase in policy stringency, for the three efficient countries with a policy-stringency score above 1.65 (Luxembourg, Switzerland, and France) should not significantly improve carbon productivity. In contrast, an increase in policy stringency is expected to improve carbon productivity for countries like South Africa and Brazil that score low on the policy stringency index (their EPS score is lower than 0.66).

Figure 1
Marginal effect of more stringent environmental policies



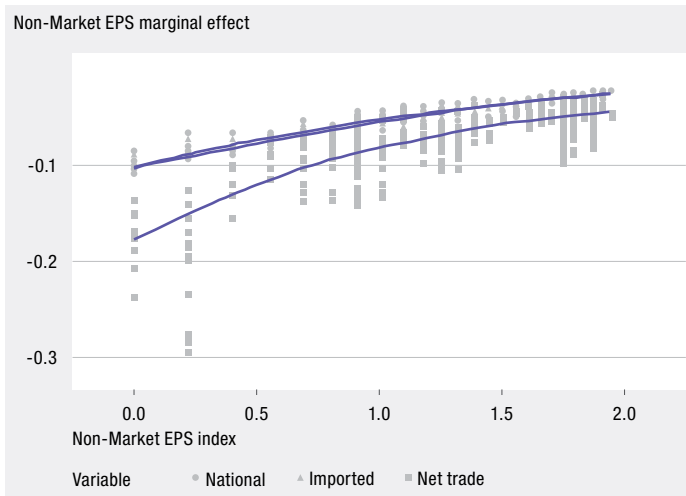
Note: Figure plots the response of (in)efficiency (named "Response of efficiency" and displayed on the vertical axis) to the level of the synthetic environmental policy stringency index (named "EPS index" and displayed on the horizontal axis). The figure plots the efficiency response based on national emissions (labelled "National" and marked in yellow), national and imported emissions (labelled "Imported" and marked in red), and national, imported, and export emissions (labelled "Net_trade" and marked in blue). Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations. Author's computations.

Dividing the environmental policy stringency index into market-based, non-market-based, and technical support categories offers deeper insights. Interestingly for national emissions and national emissions plus imported emissions, the coefficient before the variable market policy stringency is not significant. Taxes should not impact inefficiency. Surprisingly, for net trade the coefficient is significant and positive!

Non-market policies are basically quotas on emissions. It does not come as a surprise then that the marginal effect for all cases tend to zero. The maximum quota would be to ban emissions (zero tolerance) and then the question becomes irrelevant in particular for national emissions as they will be zero.

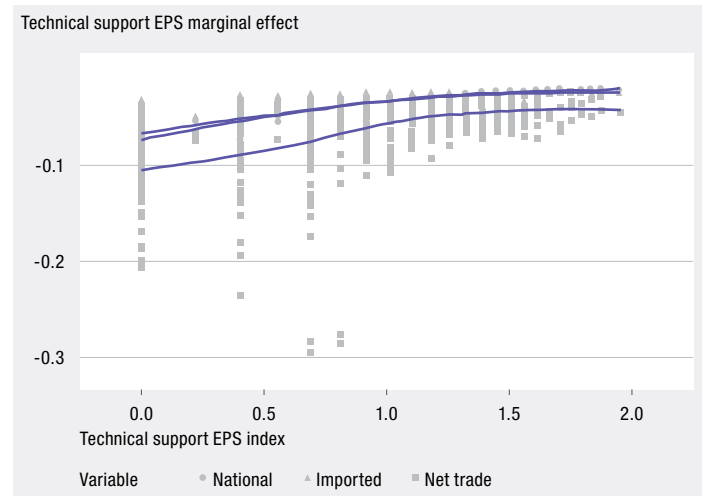
Technical support incites people and firms to invest in renewable energy and adopt it as an energy source (Hassan et al., 2024). R&D expenditure on low-carbon energy technologies, as well as the price support for solar and wind energy technologies, can reduce the production cost of renewable energy, leading to a reduction in its prices and thus an increase in its consumption (Wang et al., 2020). From Figure 3, one can see that, when considering net trade of CO₂-eq, the impact on inefficiency seems to take a S-shape.

Figure 2
Marginal effect of non-market policies



Note: Figure plots the response of (in)efficiency (named "Response of efficiency" and displayed on the vertical axis) to the level of the synthetic environmental policy stringency index (named "EPS index" and displayed on the horizontal axis). The figure plots the efficiency response based on national emissions (labelled "National" and marked with a circle), national and imported emissions (labelled "Imported" and marked with a triangle), and national, imported, and export emissions (labelled "Net_trade" and marked with a square). Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations. Author's computations.

Figure 3
Marginal effect of technical support policies



Note: Figure plots the response of (in)efficiency (named "Response of efficiency" and displayed on the vertical axis) to the level of the synthetic environmental policy stringency index (named "EPS index" and displayed on the horizontal axis). The figure plots the efficiency response based on national emissions (labelled "National" and marked with a circle), national and imported emissions (labelled "Imported" and marked with a triangle), and national, imported, and export emissions (labelled "Net trade" and marked with a square). Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations. Author's computations.

2.4.5 Conclusions

In 2020, Neves et al. stated that "there is no doubt that economic growth is one of the main drivers of pollution." This is particularly true if no decoupling is taking place. Although the data on imported and exported GHG emissions provided by the OECD is preliminary and requires cautious interpretation, certain trends stand out. Depending on the definition of GHG emissions, decoupling occurs in 71 percent of cases with national emissions as environmental impact, 65 percent of cases with imported CO₂-eq and 68 percent of cases with net trade for our sample of 40 OECD and non-OECD countries.

These results raise two questions: First, should we consider decoupling or only strong decoupling, is the latter more likely to lead to net zero emissions? If net zero emissions are to be achieved by 2050, the answer is clearly in favour of strong decoupling, and the results are not that good. Second, should we consider national, imported or net trade emissions? Clearly, trade should be taken into account to avoid relocation of pollution abroad. A more conservative approach might prioritize imported CO₂-eq emissions alone, suggesting that each country should act as a barrier or sink for pollution rather than as a conduit.

Decoupling has, as a consequence, an improvement in carbon productivity. Some countries, given their use of inputs, the share of industry in total GDP, and the use of renewable energy, have higher/lower level of carbon productivity possible. We believe that the stringency of environmental policy might explain differences in efficiency and explain different levels of carbon productivity. To do so, we use an indicator provided by the OECD: the environmental policy stringency EPS and its subcomponent: market policies (MEPS), non-market policies (NMEPS) and technical support (TECHSUP).

Using SFA true-fixed effect model, the first result is that the EPS has an impact on inefficiency, but its effect vanishes with more stringent policies. Non-market policies, emissions quotas, are more likely to be an effective policy, but again with diminishing effects on inefficiency. This is also the case for technical support. An interesting case concerns market policies. The effect is significant if and only if carbon productivity is computed by including net trade. To sum-up, decoupling is taking place in most countries and environmental policies have an effect on carbon productivity. However, too stringent policies will have no further positive effect on carbon productivity. For some countries, there is not that much room for improvement through more stringent policies and this might be a policy issue to meet the net zero emission objective. The only remaining options are complete ban of GHG emissions (that will be hard to achieve) or a radical technological change (pushed by the management and/or customers with the help of the state).

2.4.6

References

Ang L., Hernández-Rodríguez E., Cyriacque V., Yin X. (2023)
"COVID-19's environmental impacts: Challenges and implications for the future", *Science of the Total Environment*, 165581. doi: 10.1016/j.scitotenv.2023.165581.

Badunenko, O., Galeotti, M., and Hunt, L.C. (2023)
"Better to grow or better to improve? Measuring environmental efficiency in OECD countries with a stochastic environmental Kuznets frontier (SEKF) ", *Energy Economics*, Vol. 121, p. 106644.

Bithas, K. and Kalimeris, P. (2018)
"Unmasking decoupling: Redefining the Resource Intensity of the Economy", *Science of the Total Environment*, Vol. 619–620, pp. 338–351. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.11.061>

Chen, J., Wang, P., Cui, L., Huang, S., and Song, M. (2018)
"Decomposition and decoupling analysis of CO₂ emissions in OECD", *Applied Energy*, Vol. 231, pp. 937–950. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.09.179>

Cohen, G., Jalles, J.T., Loungani, P., and Marto, R. (2018)
"The long-run decoupling of emissions and output: Evidence from the largest emitters", *Energy Policy*, Vol. 118, pp. 58–68. <https://doi.org/10.1016/j.en-pol.2018.03.028>

de Freitas, L.C. and Kaneko, S. (2011)
"Decomposing the decoupling of CO₂ emissions and economic growth in Brazil", *Ecological Economics*, Vol. 70(8), pp. 1459-1469, <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2011.02.011>.

Ghazouani, A., Xia, W., Ben Jebli, M. and Shahzad, U. (2020)
"Exploring the role of carbon taxation policies on CO₂ emissions: contextual evidence from tax implementation and non-implementation European Countries", *Sustainability*, Vol. 12(20), pp. 8680.

Gillett, N.P. (2023)
"Warming proportional to cumulative carbon emissions not explained by heat and carbon sharing mixing processes", *Nature Communications*, Vol. 14, pp. 6466. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-42111-x>

Greene, W. (2005)
"Fixed and Random Effects in Stochastic Frontier Models", *Journal of Productivity Analysis*, Vol. 23(1), pp. 7-32. <http://www.jstor.org/stable/41770178>

Haberl, H., Wiedenhofer, D., Virág, D., Kalt, G., Plank, B., Brockway, P., Fishman, T., Hausknost, D., Krausmann, F., Leon-Gruchalski, B., and Mayer, A., (2020)
"A systematic review of the evidence on decoupling of GDP, resource use and GHG emissions, part II: synthesizing the insights", *Environmental research letters*, Vol. 15(6), p. 065003.

Hassan, M., Kouzez, M., Lee, J.Y., Msolli, B., and Rjiba, H. (2024)
"Does increasing environmental policy stringency enhance renewable energy consumption in OECD countries?", *Energy economics*, Vol. 129, pp. 107198.

Kang, J.W. and Gapay, J.A. (2023)
"Factors affecting carbon dioxide emissions embodied in trade", *ABD Economics Working Paper Series*, N° 700, October 2023.

Krausmann, F., Lauk, C., Haas, W., and Wiedenhofer, D. (2018)
"From resource extraction to outflows of wastes and emissions: The socioeconomic metabolism of the global economy, 1900–2015", *Global Environmental Change*, Vol. 52, pp. 131–140. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2018.07.003>

Kumbhakar, S.C., Wang, H.-J., and Horncastle, A.P. (2015)
"A Practitioner's Guide to Stochastic Frontier Analysis Using Stata." Cambridge University Press.

Kruse, T., Dechezleprêtre, A., Saffar, R., and Robert, L. (2022)
"Measuring environmental policy stringency in OECD countries: An update of the OECD composite EPS indicator", *OECD Economics Department Working Papers*, N° 1703, OECD, Paris.

Leal, P.H. and Marques, A.C. (2022)
"The evolution of the environmental Kuznets curve hypothesis assessment: A literature review under a critical analysis perspective", *Heliyon*, Vol.8(11):e11521. doi: 10.1016/j.heliyon.2022.e11521.

Li, R. and Jiang, R. (2020)
"Investigating effect of R&D investment on decoupling environmental pressure from economic growth in the global top six carbon dioxide emitters", *Science of The Total Environment*, Vol. 740, pp. 140053.

Naes, A. (2005)
"The Basics of Deep Ecology", *The Trumpeter*, Vol. 218(1), pp. 61-71.

Naqvi, A. and Zwickl, K. (2017)
"Fifty shades of green: Revisiting decoupling by economic sectors and air pollutants", *Ecological Economics*, Vol. 133, pp. 111-126. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2016.09.017>

Neves, S.A., Marques, A.C., and Patricio, M. (2020)
"Determinants of CO₂ emissions in European Union countries: Does environmental regulation reduce environmental pollution? ", *Economic Analysis and Policy*, Vol. 68, pp. 114-125.

OECD (2002)
"Indicators to measure decoupling of environmental pressure from economic growth", OECD, Paris.

Papież, M., Śmiech, S., and Frodyma, K., (2021)
"The role of energy policy on the decoupling processes in the European Union countries", *Journal of Cleaner Production*, Vol. 318, pp. 128484.

Parrique T., Barth J., Briens F., C. Kerschner, Kraus-Polk A., Kuokkanen A., and Spangenberg J.H. (2019)

Decoupling debunked: Evidence and arguments against green growth as a sole strategy for sustainability. European Environmental Bureau.

Porter, M. (1991)

"Essay", Scientific American Magazine, Vol. 264(4), p. 168.

Sanyé-Mengual, E., Secchi, M., Corrado, S., Beylot, A., and Sala, S. (2019)

"Assessing the decoupling of economic growth from environmental impacts in the European Union: A consumption-based approach", Journal of cleaner production, Vol. 236, p. 117535.

Semeniuk, G., 2018

Energy in Economic Growth: Is Faster Growth Greener? SOAS Dep. Economic Working Paper University of London.

Shuai, C., Chen, X., Wu, Y., Zhang, Y., and Tan, Y. (2019)

"A three-step strategy for decoupling economic growth from carbon emission: Empirical evidences from 133 countries", Science of The Total Environment, Vol. 646, pp. 524-543.

Tapio, P. (2005)

"Towards a theory of decoupling: degrees of decoupling in the EU and the case of road traffic in Finland between 1970 and 2001", Transport Policy, Vol. 12(2), pp. 137-151.

Tian, X., Sarkis, J., Geng, Y., Bleischwitz, R., Qian, Y., Xu, L., and Wu, R. (2020)

"Examining the role of BRICS countries at the global economic and environmental resources nexus", Journal of Environmental Management, Vol. 262, p. 110330.

Vadén T, Lähde V, Majava A, Järvensivu P, Toivanen T, Hakala E, Eronen JT. (2020)

"Decoupling for ecological sustainability: A categorisation and review of research literature", Environmental Science Policy, pp. 236-244. doi: 10.1016/j.envsci.2020.06.016.

Vogel, J. and Hickel, J. (2023)

"Is green growth happening? An empirical analysis of achieved versus Paris-compliant CO₂-GDP decoupling in high-income countries", Lancet Planet Health, Vol.7, pp. e759-e769.

Wang, W., Li, M. and Zhang, M. (2017)

"Study on the changes of the decoupling indicator between energy-related CO₂ emission and GDP in China", Energy, Vol. 128(2017), pp. 11-18,

Wang, H., Zhao, S., Wei, Y., Yue, Q., and Du, T. (2018)

"Measuring the Decoupling Progress in Developed and Developing Countries", Presented at the 8th International Conference on Management and Computer Science (ICMCS 2018), Atlantis Press. <https://doi.org/icmcs-18.2018.77>

Wang, Q., Li, S., and Pisarenko, Z. (2020)

"Heterogeneous effects of energy efficiency, oil price, environmental pressure, R&D investment, and policy on renewable energy -- evidence from the G20 countries", Energy, Vol. 209(C).

Wu, Y., Zhu and Q., Zhu, B. (2018)

"Comparisons of decoupling trends of global economic growth and energy consumption between developed and developing countries", Energy Policy, Vol. 116, pp. 30–38. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.01.047>

Yamano, N. and J. Guilhoto (2020)

"CO₂ emissions embodied in international trade and domestic final demand: Methodology and results using the OECD Inter-Country Input-Output Database", OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2020/11, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/8f2963b8-en>.

Zhang, Y.J. and Da, Y.B. (2015)

"The decomposition of energy-related carbon emission and its decoupling with economic growth in China", Renewable and Sustainable Energy Review, Vol. 41, pp. 1255-1266.

2.4.7 Appendix

Table 7
States of coupling/decoupling yearly results by country – national emissions part 1

National emissions	AUS	AUT	BEL	BRA	CAN	CHE	CHL	CHN	CZE	DEU	DNK	ESP	EST	FIN	FRA	GBR	GRC	HUN	IDN	IND
1996	ED	EC	EC	EC	EC	EC	EC	SD	ED	EC	EC	SD	EC	EC	EC	EC	SD	EC	ED	ED
1997	ED	SD	SD	EC	ED	SD	EC	ED	RD	SD	SD	EC	ED	SD	SD	SD	ED	SD	EC	EC
1998	EC	ED	EC	EC	ED	EC	ED	EC	RD	SD	SD	ED	SD	SD	EC	ED	EC	ED	SC	ED
1999	ED	SD	SD	EC	ED	ED	SC	SD	SD	SD	SD	EC	RD	SD	SD	SD	ED	ED	EC	ED
2000	ED	ED	ED	ED	ED	SD	SD	ED	EC	SD	SD	EC	SD	SD	SD	ED	EC	SD	ED	EC
2001	ED	EC	ED	EC	SD	EC	SD	ED	SD	EC	EC	ED	ED	EC	ED	ED	ED	ED	EC	ED
2002	ED	EC	SD	SD	EC	RD	ED	ED	SD	RD	SD	EC	SD	EC	SD	SD	SD	SD	ED	ED
2003	SD	EC	EC	SD	EC	SC	ED	EC	ED	SC	EC	ED	EC	EC	EC	ED	ED	EC	EC	ED
2004	EC	ED	SD	EC	SD	ED	EC	EC	ED	SD	SD	EC	ED	SD	ED	ED	SD	SD	ED	ED
2005	ED	ED	SD	ED	ED	ED	ED	EC	SD	SD	SD	EC	ED	SD	ED	SD	EC	SD	ED	ED
2006	ED	SD	SD	ED	SD	SD	ED	ED	ED	ED	EC	SD	SD	EC	SD	ED	SD	SD	EC	ED
2007	ED	SD	SD	ED	EC	SD	EC	ED	ED	SD	SD	EC	EC	SD	SD	SD	EC	SD	ED	EC
2008	ED	SD	EC	EC	SD	EC	EC	ED	SD	ED	RD	SD	RD	SD	SD	RD	RD	SD	SD	EC
2009	ED	RD	RD	RD	RD	RD	RD	ED	RC	RD	RC	RD	RD	RC	RD	RD	RD	RD	ED	EC
2010	ED	EC	EC	EC	ED	EC	EC	ED	ED	EC	ED	SD	EC	EC	ED	EC	RD	ED	EC	ED
2011	SD	SD	SD	EC	ED	SD	EC	EC	SD	SD	SD	SC	ED	SD	SD	SD	RC	SD	EC	EC
2012	ED	SD	SD	EC	SD	EC	ED	ED	RD	EC	SD	RC	SD	RD	EC	EC	RC	RD	ED	EC
2013	SD	EC	EC	EC	ED	EC	EC	ED	RD	EC	EC	RD	EC	SC	ED	SD	RD	SD	SD	ED
2014	SD	SD	SD	EC	ED	SD	SD	ED	SD	SD	SD	SD	SD	RD	SD	SD	SD	SD	EC	EC
2015	ED	EC	EC	RD	SD	SD	EC	SD	ED	ED	SD	EC	SD	SD	EC	SD	RD	EC	ED	ED
2016	EC	ED	SD	RD	SD	ED	EC	ED	ED	ED	EC	SD	EC	EC	ED	SD	RD	ED	SD	ED
2017	ED	EC	SD	EC	ED	SD	ED	ED	ED	SD	SD	EC	ED	SD	ED	SD	SD	EC	EC	ED
2018	SD	SD	ED	SD	ED	SD	SD	EC	SD	SD	SD	SD	SD	EC	SD	SD	SD	SD	EC	EC

Note: SD strong decoupling, ED expansive decoupling, RD recessive decoupling, RC recessive coupling, EC expansive coupling, SC strong coupling.
Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations.

Table 8

States of coupling/decoupling yearly results by country – national emissions part 2

National emissions	IRL	ISL	ISR	ITA	JPN	KOR	LUX	MEX	NLD	NOR	NZL	POL	PRT	RUS	SVK	SVN	SWE	TUR	USA	ZAF
1996	ED	EC	ED	SD	ED	ED	ED	ED	EC	ED	EC	ED	SD	RC	SD	SD	EC	ED	ED	ED
1997	ED	SD	EC	ED	SD	ED	SD	ED	SD	EC	EC	SD	EC	SD	ED	ED	SD	ED	EC	EC
1998	ED	SD	ED	EC	RD	RD	SD	EC	ED	EC	SD	SD	EC	RC	SD	SD	ED	ED	ED	EC
1999	ED	SD	ED	ED	SC	ED	ED	SD	SD	EC	EC	SD	EC	ED	RD	SD	SD	RC	ED	SD
2000	ED	EC	ED	ED	ED	EC	ED	EC	ED	SD	EC	SD	SD	ED	SD	SD	SD	EC	ED	ED
2001	EC	SD	EC	ED	SD	ED	EC	RC	EC	ED	EC	SD	SD	ED	ED	EC	SD	RD	SD	EC
2002	SD	EC	SC	EC	EC	ED	EC	SC	ED	SD	SD	SD	EC	SD	SD	ED	EC	ED	SD	ED
2003	ED	SD	EC	EC	ED	ED	EC	EC	EC	EC	EC	EC	RD	ED	ED	SD	ED	ED	ED	EC
2004	ED	ED	ED	EC	SD	ED	EC	ED	ED	ED	SD	ED	EC	SD	SD	ED	SD	ED	ED	EC
2005	ED	SD	SD	ED	ED	SD	ED	EC	SD	SD	EC	SD	EC	ED	ED	ED	SD	ED	ED	SD
2006	ED	ED	ED	SD	SD	ED	SD	ED	SD	ED	ED	ED	SD	ED	SD	ED	SD	EC	SD	ED
2007	SD	ED	ED	SD	EC	ED	SD	ED	ED	ED	SD	SD	SD	ED	SD	SD	SD	EC	ED	ED
2008	RC	SD	ED	RD	RD	ED	RC	ED	ED	SD	SC	SD	SD	SD	SD	EC	RD	SD	RD	EC
2009	RD	RC	SD	RD	RC	EC	RD	RC	RC	SC	SD	SD	RC	RC	RD	RD	RD	SC	RD	RD
2010	SD	RD	EC	EC	EC	EC	EC	ED	EC	EC	SD	EC	SD	EC	ED	EC	EC	ED	EC	EC
2011	SD	SD	SD	SD	SC	EC	SD	ED	SD	SD	SD	SD	RD	EC	SD	SD	SD	ED	SD	SD
2012	EC	SD	EC	RD	EC	ED	RD	ED	RC	SD	EC	SD	RC	SD	SD	RD	RD	ED	SD	EC
2013	SD	EC	SD	RD	ED	SD	SD	SD	RD	EC	SD	SD	RD	SD	EC	RD	SD	SD	EC	ED
2014	SD	ED	SD	RD	SD	SD	SD	SD	SD	ED	ED	SD	SD	SD	SD	SD	SD	EC	ED	EC
2015	ED	ED	EC	EC	SD	EC	SD	ED	EC	ED	ED	ED	EC	RC	ED	ED	ED	ED	SD	SD
2016	EC	SD	SD	SD	SD	ED	SD	ED	ED	SD	SD	EC	SD	SD	EC	EC	SD	EC	SD	ED
2017	SD	ED	ED	SD	SD	ED	EC	SD	SD	SD	EC	ED	EC	ED	EC	ED	SD	EC	SD	EC
2018	SD	ED	SD	SD	SD	ED	EC	SD	SD	SD	SD	SD	SD	EC	SD	SD	SD	SD	EC	EC

Note: SD strong decoupling, ED expansive decoupling, RD recessive decoupling, RC recessive coupling, EC expansive coupling, SC strong coupling.

Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations.

Table 9

States of coupling/decoupling yearly results by country – national + imported emissions part 1

National + imported	AUS	AUT	BEL	BRA	CAN	CHE	CHL	CHN	CZE	DEU	DNK	ESP	EST	FIN	FRA	GBR	GRC	HUN	IDN	IND
1996	EC	EC	ED	EC	EC	EC	EC	SD	ED	SD	EC	SD	ED	EC	EC	EC	ED	SD	ED	ED
1997	ED	SD	SD	EC	EC	SD	EC	ED	RD	SD	SD	EC	ED	SD	SD	SD	SD	ED	EC	EC
1998	EC	ED	EC	EC	ED	EC	EC	EC	RD	ED	SD	EC	SD	SD	EC	ED	EC	EC	RC	ED
1999	ED	SD	SD	SD	ED	EC	SC	SD	SD	SD	SD	EC	SC	ED	SD	ED	EC	EC	EC	ED
2000	EC	ED	EC	EC	ED	EC	SD	ED	EC	ED	SD	EC	SD	ED	ED	ED	EC	SD	ED	EC
2001	ED	EC	SD	ED	SD	EC	SD	ED	SD	SD	EC	SD	SD	EC	SD	ED	SD	ED	EC	ED
2002	ED	ED	SD	SD	ED	RD	EC	ED	SD	RD	SD	EC	SD	ED	SD	SD	ED	ED	ED	EC
2003	ED	EC	EC	SD	EC	SC	ED	EC	EC	SC	EC	EC	EC	EC	EC	ED	ED	EC	EC	ED
2004	EC	EC	EC	EC	ED	EC	EC	EC	ED	ED	SD	EC	ED	SD	EC	EC	ED	ED	ED	EC
2005	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	ED	ED	EC	EC	SD	SD	EC	ED	EC	ED	ED	ED
2006	ED	ED	ED	EC	SD	ED	ED	ED	ED	EC	EC	ED	ED	EC	ED	ED	ED	ED	ED	EC
2007	ED	SD	ED	EC	EC	ED	EC	ED	ED	SD	SD	EC	EC	SD	ED	SD	EC	ED	ED	EC
2008	ED	ED	EC	EC	SD	EC	EC	ED	SD	ED	SC	SD	RD	SD	SD	RD	SC	ED	ED	EC
2009	ED	RD	RD	RD	RD	RC	RD	ED	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	SD	ED
2010	SD	EC	EC	EC	EC	EC	EC	ED	EC	EC	SD	EC	EC	EC	EC	EC	RD	EC	EC	ED
2011	EC	ED	SD	EC	EC	EC	EC	EC	ED	ED	SD	SC	ED	SD	ED	SD	RC	SD	EC	EC
2012	EC	SD	SD	EC	SD	SD	ED	ED	RD	SD	SD	RD	SD	RD	SD	EC	RD	RD	ED	EC
2013	SD	SD	SD	EC	ED	SD	ED	ED	RD	ED	EC	RD	EC	SC	SD	SD	RD	SD	SD	ED
2014	SD	SD	SD	EC	SD	ED	SD	ED	SD	SD	SD	ED	SD	RD	SD	SD	SD	ED	EC	EC
2015	SD	SD	SD	RD	SD	SD	SD	SD	ED	SD	SD	ED	SD	SD	SD	SD	RD	ED	SD	ED
2016	SD	SD	SD	RD	SD	EC	ED	SD	ED	SD	ED	SD	EC	EC	ED	SD	RD	ED	SD	ED
2017	ED	EC	ED	EC	ED	EC	EC	ED	ED	ED	SD	EC	ED	SD	EC	SD	EC	EC	EC	ED
2018	ED	ED	ED	SD	ED	SD	ED	EC	ED	SD	ED	SD	SD	EC	SD	ED	ED	ED	ED	EC

Note: SD strong decoupling, ED expansive decoupling, RD recessive decoupling, RC recessive coupling, EC expansive coupling, SC strong coupling.

Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations.

Table 10

States of coupling/decoupling yearly results by country – national + imported emissions part 2

National + imported	IRL	ISL	ISR	ITA	JPN	KOR	LUX	MEX	NLD	NOR	NZL	POL	PRT	RUS	SVK	SVN	SWE	TUR	USA	ZAF
1996	ED	EC	ED	SD	SD	ED	SD	EC	ED	ED	EC	ED	SD	RC	ED	SD	EC	ED	ED	ED
1997	ED	SD	ED	SD	SD	ED	ED	EC	SD	ED	EC	SD	ED	SD	SD	ED	SD	ED	EC	EC
1998	EC	EC	ED	EC	RD	RD	ED	EC	ED	EC	SD	SD	EC	RC	SD	EC	ED	ED	ED	EC
1999	ED	EC	EC	EC	SC	ED	SD	ED	ED	EC	EC	SD	EC	ED	RD	SD	ED	SC	ED	SD
2000	ED	ED	EC	EC	EC	EC	EC	EC	ED	SD	ED	SD	ED	ED	SD	SD	ED	EC	EC	ED
2001	EC	SD	SD	SD	SD	SD	SD	SC	SD	SD	EC	SD	SD	ED	ED	EC	SD	RD	SD	EC
2002	ED	EC	RC	EC	ED	ED	ED	SC	ED	ED	ED	SD	EC	ED	SD	ED	EC	EC	SD	ED
2003	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	RD	ED	ED	EC	EC	EC	ED	EC
2004	EC	ED	ED	EC	EC	EC	EC	EC	ED	ED	EC	ED	EC	ED	EC	EC	ED	ED	ED	EC
2005	EC	EC	ED	EC	EC	ED	EC	EC	ED	EC	EC	ED	EC	ED	EC	ED	SD	ED	ED	ED
2006	EC	ED	SD	EC	SD	ED	ED	EC	SD	EC	SD	EC	SD	ED	ED	EC	EC	EC	SD	ED
2007	ED	ED	ED	EC	EC	ED	ED	ED	ED	EC	ED	ED	SD	ED	ED	ED	ED	EC	SD	ED
2008	RC	SD	ED	RD	RD	ED	SC	ED	ED	SD	SC	ED	SD	ED	ED	EC	RD	EC	RD	EC
2009	RD	RD	SD	RD	RD	SD	RD	RD	RD	RD	SD	SD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD
2010	SD	SC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	SD	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC
2011	SD	EC	ED	SD	SC	EC	EC	EC	SD	SD	ED	SD	RD	EC	ED	EC	SD	ED	SD	SD
2012	SD	SD	EC	RD	EC	SD	RD	ED	RD	SD	EC	SD	RD	SD	SD	RD	RD	ED	SD	EC
2013	SD	ED	SD	RD	SD	SD	ED	SD	SC	EC	ED	SD	RD	SD	SD	RD	SD	SD	EC	ED
2014	ED	EC	SD	RD	SD	SD	EC	SD	SD	SD	ED	SD	SD	SD	SD	SD	SD	ED	ED	ED
2015	ED	ED	SD	SD	SD	SD	SD	ED	EC	SD	SD	SD	EC	RD	ED	SD	SD	ED	SD	SD
2016	EC	ED	ED	SD	SD	SD	SD	SD	SD	SD	SD	EC	ED	SD	EC	EC	SD	EC	SD	SD
2017	ED	EC	ED	EC	ED	EC	EC	ED	ED	ED	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	SD	EC
2018	ED	EC	ED	ED	SD	ED	ED	SD	SD	EC	ED	ED	ED	EC	ED	ED	SD	SD	ED	EC

Note: SD strong decoupling, ED expansive decoupling, RD recessive decoupling, RC recessive coupling, EC expansive coupling, SC strong coupling.

Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations.

Table 11

States of coupling/decoupling yearly results by country – national + net trade emissions part 1

National + net trade	AUS	AUT	BEL	BRA	CAN	CHE	CHL	CHN	CZE	DEU	DNK	ESP	EST	FIN	FRA	GBR	GRC	HUN	IDN	IND	
1996	ED	EC	ED	EC	EC	EC	EC	SD	EC	SD	EC	SD	ED	ED	SD	SD	SD	SD	ED	EC	EC
1997	EC	SD	SD	EC	EC	SD	EC	ED	RD	SD	SD	ED	ED	SD	SD	SD	SD	ED	EC	EC	
1998	EC	ED	EC	EC	ED	EC	ED	EC	RD	ED	ED	EC	SD	SD	EC	EC	EC	ED	RD	ED	
1999	SD	SD	SD	SD	ED	ED	RD	SD	SD	SD	SD	EC	SC	ED	ED	ED	SD	EC	EC	ED	
2000	ED	ED	SD	EC	ED	ED	SD	ED	EC	SD	SD	EC	ED	SD	ED	ED	EC	SD	ED	ED	
2001	SD	EC	SD	SD	SD	EC	SD	ED	ED	SD	SD	SD	ED	EC	ED	ED	EC	EC	EC	ED	
2002	EC	SD	SD	SD	EC	RD	EC	ED	SD	RD	SD	EC	SD	ED	SD	SD	EC	EC	EC	ED	
2003	ED	EC	EC	SD	EC	SC	ED	EC	ED	SC	EC	EC	EC	EC	EC	ED	ED	EC	EC	ED	
2004	EC	EC	EC	ED	ED	ED	ED	EC	SD	SD	SD	EC	SD	SD	EC	EC	EC	SD	ED	EC	
2005	EC	EC	ED	EC	EC	EC	ED	ED	ED	SD	SD	EC	SD	SD	EC	SD	SD	ED	ED	ED	
2006	ED	SD	SD	EC	ED	ED	ED	ED	ED	ED	SD	ED	ED	EC	SD	ED	EC	SD	EC	ED	
2007	ED	SD	ED	EC	EC	SD	EC	ED	ED	SD	SD	EC	EC	SD	ED	SD	ED	SD	EC	EC	
2008	ED	ED	EC	EC	SD	EC	EC	ED	ED	ED	RD	SD	RD	SD	EC	RD	SC	SD	EC	EC	
2009	ED	RD	RD	RD	RD	SC	RD	EC	RD	RD	SC	RD	RD	RC	RD	RD	RD	RD	ED	EC	
2010	EC	EC	EC	EC	EC	ED	EC	ED	EC	EC	EC	SD	EC	EC	EC	EC	RD	SD	EC	ED	
2011	ED	ED	SD	EC	ED	EC	EC	EC	SD	SD	SD	RD	ED	SD	SD	SD	RC	SD	EC	ED	
2012	EC	SD	SD	EC	SD	SD	EC	ED	RD	SD	SD	RD	SD	RD	SD	EC	RD	RD	ED	EC	
2013	SD	SD	SD	EC	SD	SD	ED	ED	RD	EC	EC	RD	EC	RC	SD	SD	RD	SD	SD	ED	
2014	SD	SD	SD	EC	SD	EC	SD	ED	SD	SD	SD	ED	SD	RD	SD	SD	SD	ED	ED	EC	
2015	ED	SD	SD	RD	SD	SD	EC	SD	ED	SD	SD	EC	SD	SD	SD	SD	RD	ED	SD	ED	
2016	SD	ED	SD	RD	SD	ED	EC	ED	ED	ED	EC	SD	EC	EC	EC	SD	SC	ED	ED	ED	
2017	SD	EC	SD	EC	ED	EC	EC	ED	ED	ED	SD	EC	ED	SD	ED	SD	SD	EC	EC	ED	
2018	ED	ED	ED	SD	SD	SD	SD	EC	ED	SD	EC	ED	ED	EC	SD	ED	SD	ED	EC	EC	

Note: SD strong decoupling, ED expansive decoupling, RD recessive decoupling, RC recessive coupling, EC expansive coupling, SC strong coupling.

Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations.

Table 12

States of coupling/decoupling yearly results by country – national + net trade emissions part 2

National + net trade	IRL	ISL	ISR	ITA	JPN	KOR	LUX	MEX	NLD	NOR	NZL	POL	PRT	RUS	SVK	SVN	SWE	TUR	USA	ZAF
1996	ED	EC	ED	SD	SD	EC	SD	ED	ED	SD	EC	EC	SD	SC	EC	SD	EC	EC	ED	SD
1997	ED	SD	ED	SD	SD	SD	ED	EC	SD	ED	EC	SD	ED	SD	SD	ED	SD	ED	EC	EC
1998	EC	EC	ED	EC	RD	RD	ED	EC	ED	EC	SD	SD	EC	RD	EC	ED	ED	ED	ED	SD
1999	ED	EC	EC	EC	SC	EC	SD	ED	SD	SD	EC	ED	EC	SD	RD	ED	ED	SC	ED	SD
2000	ED	EC	EC	ED	EC	EC	ED	EC	SD	SD	SD	SD	ED	ED	SD	SD	SD	EC	EC	ED
2001	ED	SD	EC	SD	SD	ED	EC	SC	ED	SD	EC	SD	SD	EC	SD	ED	SD	RD	SD	SD
2002	SD	EC	RD	EC	SD	EC	EC	RD	EC	EC	EC	SD	EC	ED	SD	ED	EC	EC	SD	EC
2003	ED	EC	ED	EC	EC	ED	EC	ED	EC	EC	EC	SD	RD	ED	ED	EC	EC	EC	ED	EC
2004	ED	ED	SD	EC	ED	ED	EC	ED	SD	SD	EC	ED	EC	ED	ED	ED	SD	ED	ED	EC
2005	EC	EC	ED	EC	ED	EC	EC	EC	SD	EC	EC	ED	EC	ED	EC	SD	SD	EC	ED	ED
2006	EC	ED	SD	ED	SD	EC	SD	ED	SD	SD	SD	ED	SD	ED	ED	ED	ED	EC	SD	ED
2007	ED	SD	ED	ED	ED	ED	SD	EC	ED	EC	ED	ED	SD	ED	ED	ED	ED	EC	SD	ED
2008	RC	SD	EC	RD	RD	SD	SC	ED	SD	SD	RD	ED	SD	ED	EC	EC	RD	ED	RD	ED
2009	RD	RD	SD	RD	RD	SD	RD	RD	RD	RD	SD	SD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	RD	SC
2010	SD	SC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	EC	SD	EC	ED	EC	EC	EC	EC	ED
2011	SD	EC	EC	SD	SC	EC	EC	EC	SD	SD	ED	SD	RD	EC	SD	SD	ED	ED	SD	SD
2012	SD	SD	EC	RD	EC	SD	RD	ED	RD	SD	EC	SD	RD	SD	SD	RD	RD	SD	SD	EC
2013	SD	SD	SD	RD	SD	SD	SD	SD	SC	EC	ED	SD	RD	ED	SD	RD	SD	SD	EC	SD
2014	ED	ED	SD	RD	SD	SD	SD	SD	SD	SD	ED	SD	ED	SD	SD	SD	SD	ED	ED	SD
2015	SD	SD	ED	SD	SD	SD	SD	SD	EC	SD	SD	SD	EC	RD	EC	SD	SD	SD	SD	SD
2016	EC	SD	ED	ED	ED	ED	ED	SD	ED	EC	SD	ED	ED	EC	EC	EC	SD	EC	SD	SD
2017	SD	SD	ED	SD	SD	EC	ED	ED	SD	SD	EC	ED	EC	EC	EC	ED	ED	EC	SD	EC
2018	SD	EC	SD	ED	SD	ED	EC	SD	ED	EC	SD	ED	SD	ED	ED	ED	SD	SD	ED	EC

Note: SD strong decoupling, ED expansive decoupling, RD recessive decoupling, RC recessive coupling, EC expansive coupling, SC strong coupling.

Sources: Data sources are the World Bank, OECD, and our own calculations.

Partie 3

Le Conseil national de la productivité



Cette partie rappelle la base légale, les caractéristiques et missions, ainsi que la composition du CNP.

3.

Le Conseil national de la productivité

Dans ce rapport annuel 2023-2024, le Conseil national de la productivité (CNP) se limite à rappeler brièvement sa base légale, ses caractéristiques et missions principales, ainsi que sa composition actuelle. Des informations plus détaillées et tous les rapports annuels du CNP sont disponibles sur la page Web du CNP.¹

3.1

Base légale du CNP

La base légale du CNP a changé. L'arrêté ministériel du 11 décembre 2023 portant création d'un Conseil national de la productivité au Luxembourg sert désormais de base légale.

3.2

Caractéristiques et missions du CNP

Le CNP bénéficie d'une autonomie fonctionnelle, ce qui lui permet de réaliser ses travaux de façon objective, neutre et impartiale, de produire des analyses formulées dans l'intérêt général et de communiquer publiquement en temps utile.

Le CNP est chargé de suivre les évolutions dans le domaine de la productivité en tenant compte des particularités nationales et des aspects liés à l'UE. Il est appelé à réaliser un diagnostic et une analyse de la productivité au Luxembourg en s'appuyant sur des indicateurs transparents et comparables. La portée des travaux englobe la productivité au sens large, y compris les facteurs coûts et hors coûts, les déterminants à long terme de la productivité ainsi que les défis et enjeux économiques, sociaux et environnementaux afférents.

3.3

Composition du CNP

Composition actuelle du Conseil national de la productivité (décembre 2024)

Président

M. Serge ALLEGREZZA,
Directeur emeritus STATEC

Vice-Présidents

M. Jean-Claude REDING,
Chambre des salariés

M. Michel WURTH,
ArcelorMittal Luxembourg

Membres

M. Arnaud BOURGAIN,
Université du Luxembourg

M. Patrick LENAIN,
Économiste

Mme Aline MULLER,
Luxembourg Institute of Socio-Economic Research

M. Marc NIEDERKORN,
Expert

Mme Chiara PERONI,
STATEC

M. Paul SCHOSSELER,
Ministère de l'Économie

Secrétariat

Observatoire de la compétitivité, Ministère de l'Économie

¹ Page Web du CNP : <https://odc.gouvernement.lu/fr/domaines-activite/cnp.html>

POUR DE PLUS AMPLES INFORMATIONS

CONSEIL NATIONAL DE LA PRODUCTIVITÉ
[HTTPS://ODC.GOUVERNEMENT.LU/FR/DOMAINES-ACTIVITE/CNP.HTML](https://odc.gouvernement.lu/fr/domaines-activite/cnp.html)

MINISTÈRE DE L'ÉCONOMIE
OBSERVATOIRE DE LA COMPÉTITIVITÉ
19-21 BOULEVARD ROYAL
L-2449 LUXEMBOURG
OBSERVATOIRE@ECO.ETAT.LU