

ANTHROPIC

Les répercussions de l'IA sur le marché du travail : Une nouvelle mesure et les premières données disponibles

Publié le 5 mars
2026

Auteurs
Maxim Massenkoff et Peter McCrory

Remerciements

Ruth Appel, Tim Belonax, Keir Bradwell, Andy Braden, Dexter Callender III, Miriam Chaum, Madison Clark, Jake Eaton, Deep Ganguli, Kunal Handa, Ryan Heller, Jara Karadogan, Jennifer Martinez, Jared Mueller, Sarah Pollack, David Saunders, Carl De Torres, Jack Clark.

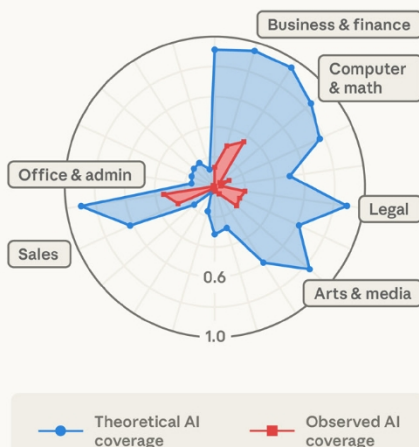
Nous remercions également Martha Gimbel, Anders Humlum, Evan Rose et Nathan Wilmers pour leurs commentaires sur les versions précédentes de cette note.

Principales conclusions

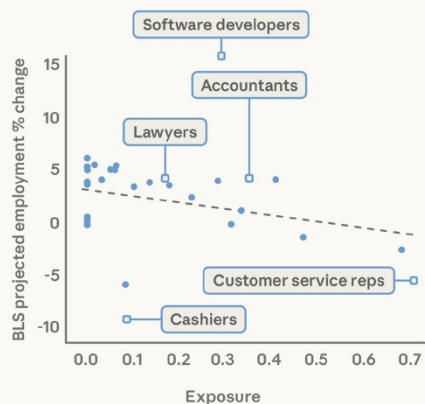
- Nous introduisons une nouvelle mesure du risque de remplacement par l'IA, *l'observed coverage*, qui combine les capacités théoriques des modèles de langage de grande envergure (LLM) et les données d'utilisation dans le monde réel, en accordant plus de poids aux utilisations automatisées (plutôt qu'aux utilisations augmentatives) et liées au travail
- L'IA est loin d'avoir atteint ses capacités théoriques : la couverture réelle reste une fraction de ce qui est faisable
- Selon les projections du BLS, les professions présentant une exposition plus élevée devraient connaître une croissance plus modérée d'ici 2034
- Les travailleurs exerçant les professions les plus exposées sont plus susceptibles d'être âgés, de sexe féminin, plus diplômés et mieux rémunérés
- Nous ne constatons pas d'augmentation systématique du chômage chez les travailleurs fortement exposés depuis fin 2022, bien que nous trouvions des indices suggérant que le recrutement de jeunes travailleurs a ralenti dans les professions exposées

Labor market impacts of AI: A new measure and early evidence

Most measures of AI exposure focus on what's theoretically possible. But there's a large gap between capability and deployment. We compared theoretical LLM capability to actual automated usage across occupations.



Jobs with higher observed coverage are projected to grow less over the next decade.



We find limited evidence that AI has affected unemployment so far. But there are early signs that hiring of younger workers has slowed in exposed occupations.



Présentation de notre méthodologie et de certains de nos principaux résultats

Voir ci-dessous comment nous mesurons la couverture des tâches et les impacts de l'IA sur le chômage.

La diffusion rapide de l'IA suscite une vague de recherches visant à mesurer et à prévoir ses impacts sur les marchés du travail. Mais les résultats des approches passées incitent à la prudence.

Par exemple, une tentative majeure visant à mesurer la délocalisabilité des emplois a identifié environ un quart des emplois américains comme vulnérables, mais dix ans plus tard, la plupart de ces emplois ont connu une croissance saine. Les prévisions de croissance des professions établies par le gouvernement, bien que correctes dans leur orientation, n'ont apporté que peu de valeur prédictive au-delà d'une extrapolation linéaire des tendances passées. Même avec le recul, l'impact des perturbations économiques majeures sur le marché du travail reste souvent flou. Les études sur les effets de l'emploi des robots industriels aboutissent à des conclusions contradictoires, et l'ampleur des pertes d'emplois attribuées au choc commercial chinois continue de faire l'objet de débats.¹

Dans cet article, nous présentons un nouveau cadre permettant de comprendre les répercussions de l'IA sur le marché du travail, et nous le testons à l'aide de données préliminaires, qui ne fournissent que peu d'éléments indiquant que l'IA ait eu un impact sur l'emploi à ce jour. Notre objectif est de mettre en place une approche permettant de mesurer l'impact de l'IA sur l'emploi, et de réexaminer ces analyses périodiquement. Cette approche ne permettra pas de saisir tous les canaux par lesquels l'IA pourrait remodeler le marché du travail, mais en posant ces bases dès maintenant, avant que des effets significatifs ne se manifestent, nous espérons que les résultats futurs permettront d'identifier les perturbations économiques de manière plus fiable que des analyses a posteriori.

Il est possible que les impacts de l'IA soient indéniables. Ce cadre est particulièrement utile lorsque les effets sont ambigus — et pourrait aider à identifier les emplois les plus vulnérables avant que les remplacements ne soient visibles.

Contrefactuels

L'inférence causale est plus facile lorsque les effets sont importants et soudains. La pandémie de COVID-19 et les mesures politiques qui l'ont accompagnée ont provoqué une
si marquées que des approches statistiques sophistiquées n'étaient pas nécessaires pour de nombreuses questions. Par exemple, le chômage a bondi de manière spectaculaire au cours des premières semaines de la pandémie, laissant peu de place à d'autres explications.

Les répercussions de l'IA pourraient toutefois s'apparenter moins à celles de la COVID-19 qu'à celles d'Internet ou des échanges commerciaux avec la Chine. Ces effets ne ressortiront peut-être pas immédiatement des données globales sur le chômage ; des facteurs tels que la politique commerciale et le cycle économique pourraient brouiller l'interprétation des tendances.

Une approche courante consiste à comparer les résultats entre des travailleurs, des entreprises ou des secteurs plus ou moins exposés à l'IA, afin d'isoler l'effet de l'IA des facteurs de confusion.² L'exposition est généralement définie au niveau des tâches : l'IA peut noter des devoirs mais ne peut pas gérer une classe, par exemple, de sorte que les enseignants sont considérés comme moins exposés que les travailleurs dont l'ensemble des tâches peut être effectué à distance.

Notre travail suit cette approche axée sur les tâches, en intégrant des mesures des capacités théoriques de l'IA et de son utilisation dans la pratique, avant de regrouper ces données par profession.³

Mesurer l'exposition

Notre approche combine des données provenant de trois sources.

- La base de données [O*NET](#), qui répertorie les tâches associées à environ 800 professions distinctes aux États-Unis.
- Nos propres données d'utilisation (telles que mesurées dans [l'Anthropic Economic Index](#)).
- Les estimations d'exposition au niveau des tâches d'Eloundou et al. (2023), qui mesurent s'il est théoriquement possible pour un LLM d'effectuer une tâche au moins deux fois plus vite.

Share of Claude usage by Eloundou et al. exposure rating

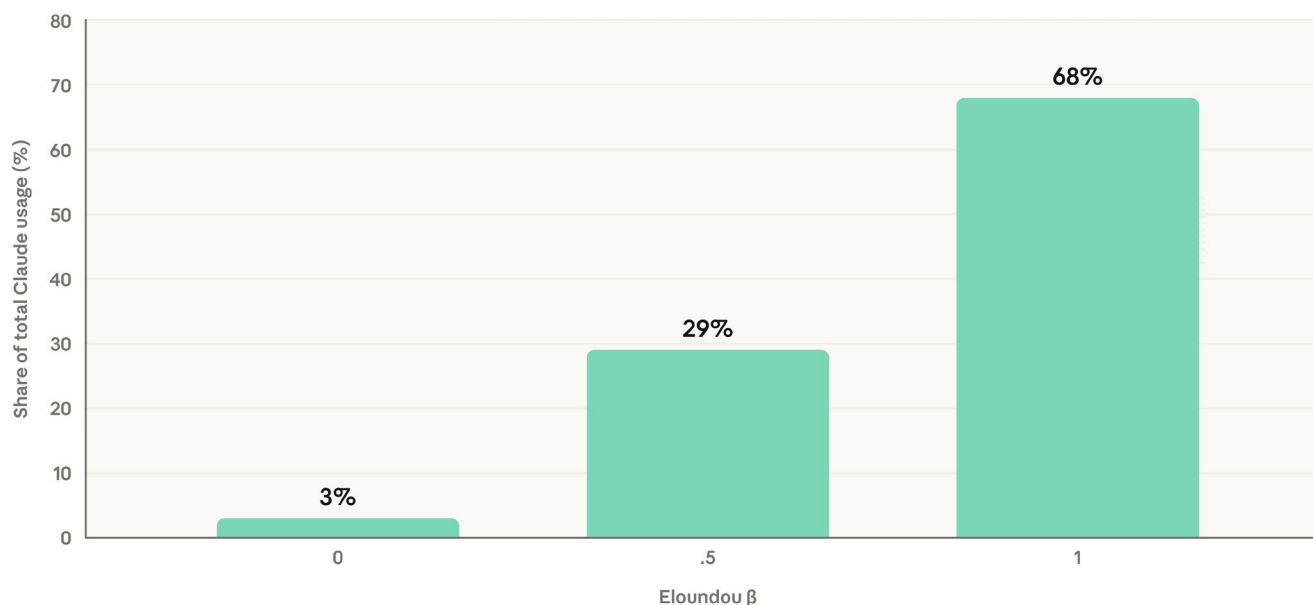


Figure 1 : Répartition de l'utilisation de Claude en fonction de l'indice d'exposition aux tâches d'Eloundou et al.

Cette figure montre la répartition de l'utilisation de Claude parmi les tâches O*NET, regroupées en fonction de leur exposition théorique à l'IA. Les tâches notées $\beta=1$ (entièrement réalisables par un LLM seul) représentent 68 % de l'utilisation observée de Claude, tandis que les tâches notées $\beta=0$ (non réalisables) ne représentent que 3 %. Les données sur l'utilisation de Claude proviennent des quatre précédents rapports sur l'indice économique.

La métrique β d'Eloundou et al. évalue les tâches sur une échelle simple : 1 si une tâche peut être réalisée deux fois plus vite par un LLM seul, 0,5 si elle nécessite des outils ou des logiciels supplémentaires s'appuyant sur le LLM, et 0 dans le cas contraire.⁴

Pourquoi l'utilisation réelle pourrait-elle ne pas atteindre le niveau des capacités théoriques ? Certaines tâches théoriquement possibles peuvent ne pas apparaître dans la pratique en raison des limites du modèle. D'autres peuvent mettre du temps à se généraliser en raison de contraintes juridiques, d'exigences logicielles spécifiques, d'étapes de vérification humaine ou d'autres obstacles. Par exemple, Eloundou et al. indiquent que la tâche « Autoriser le renouvellement des ordonnances et fournir des informations sur les prescriptions aux pharmacies » est pleinement exposée ($\beta=1$). Nous n'avons pas observé Claude effectuer cette tâche, bien que l'évaluation semble correcte dans la mesure où elle pourrait théoriquement être accélérée par un LLM.

Cela dit, ces mesures de la capacité théorique et de l'utilisation réelle sont étroitement corrélées. Comme le montre la figure 1, 97 % des tâches observées dans les quatre précédents rapports de l'Economic Index relèvent de catégories jugées théoriquement réalisables par Eloundou et al. ($\beta = 0,5$ ou $\beta = 1,0$).

Une nouvelle mesure de l'exposition professionnelle

Notre nouvel indicateur, *Observed Exposure*, vise à quantifier : parmi les tâches que les grands modèles de langage (LLM) pourraient théoriquement accélérer, lesquelles font réellement l'objet d'une automatisation dans les milieux professionnels ? La capacité théorique englobe un éventail de tâches bien plus large. En suivant la réduction de cet écart, l'exposition observée permet de mieux comprendre les changements économiques à mesure qu'ils se produisent.

Notre indicateur rend compte de manière qualitative de plusieurs aspects de l'utilisation de l'IA qui, selon nous, permettent de prédire les impacts sur l'emploi. L'exposition d'un emploi est plus élevée si :

- ses tâches sont théoriquement réalisables avec l'IA
- ses tâches font l'objet d'une utilisation significative dans l'Anthropic Economic Index⁵
- Ses tâches sont effectuées dans des contextes professionnels
- Il présente une proportion relativement plus élevée de schémas d'utilisation automatisés ou d'implémentation d'API
- Les tâches influencées par l'IA représentent une part plus importante de la fonction dans son ensemble⁶

Nous fournissons les détails mathématiques en annexe.⁷ Nous considérons comme couvertes les tâches théoriquement réalisables par un LLM si elles ont fait l'objet d'une utilisation professionnelle suffisante dans le trafic de Claude. Nous ajustons ensuite la pondération en fonction de la manière dont la tâche est exécutée : les implémentations entièrement automatisées reçoivent une pondération maximale, tandis que l'utilisation en complément reçoit une demi-pondération. Enfin, les mesures de couverture au niveau des tâches sont moyennées au niveau de la profession, pondérées par la proportion de temps consacrée à chaque tâche.

Theoretical capability and observed usage by occupational category

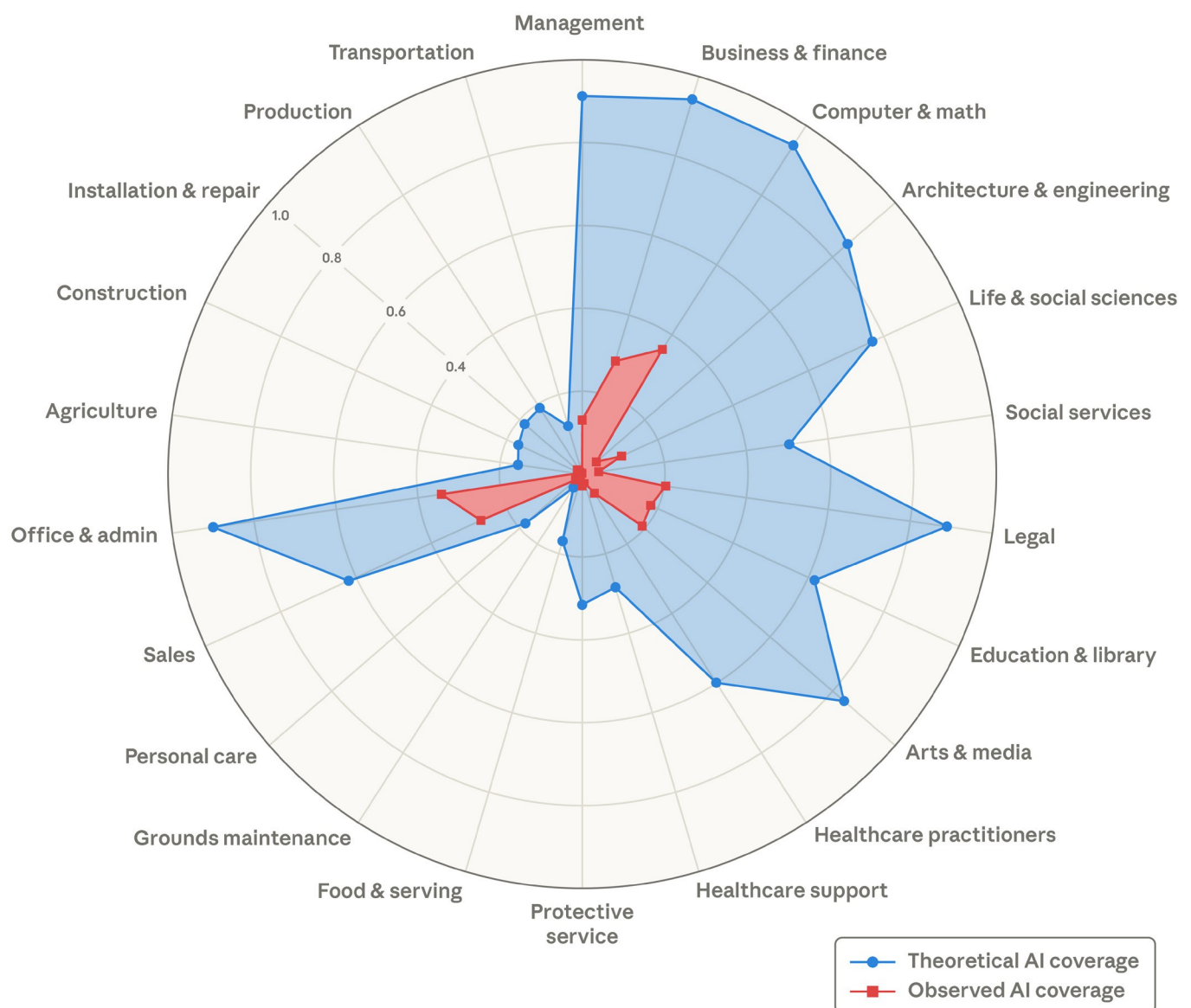


Figure 2 : Capacité théorique et exposition observée par catégorie professionnelle. Cette figure montre la part des tâches professionnelles que les LLM pourraient théoriquement effectuer (zone bleue) et notre propre mesure de la couverture des emplois, dérivée des données d'utilisation (zone rouge).

La figure 2 compare l'exposition observée (en rouge) à la valeur β d'Eloundou et al. (en bleu), illustrant ainsi la différence entre l'utilisation théorique et l'utilisation réelle sur notre plateforme, regroupée par grandes catégories professionnelles. Nous calculons cela en on calcule d'abord la moyenne au niveau des professions, pondérée par notre mesure de la fraction de temps, puis on calcule la moyenne au niveau des catégories de professions, pondérée par l'emploi total. Par exemple, la mesure β montre le potentiel de pénétration des LLM dans la majorité des tâches des professions « Informatique et mathématiques » (94 %) et « Bureautique et administration » (90 %).

La zone rouge, illustrant l'utilisation des LLM d'après l'indice économique anthropique, montre comment les gens utilisent Claude dans des contextes professionnels. La couverture montre que l'IA est loin d'avoir atteint ses capacités théoriques. Par exemple, Claude ne couvre actuellement que 33 % de toutes les tâches de la catégorie Informatique et Mathématiques.

À mesure que les capacités progressent, que l'adoption se généralise et que le déploiement s'intensifie, la zone rouge s'étendra pour recouvrir la zone bleue. Il existe également une vaste zone non couverte ; de nombreuses tâches, bien sûr, restent hors de portée de l'IA — qu'il s'agisse de travaux agricoles physiques comme l'élagage des arbres et la conduite de machines agricoles, ou de tâches juridiques comme la représentation de clients devant les tribunaux.

La figure 3 présente les dix professions les plus exposées selon ce critère. Conformément à d'autres données indiquant que Claude est largement utilisé pour le codage, Informatique

Most exposed occupations

Occupation	Observed exposure	Leading automated task
Computer programmers	74.5%	Write, update, and maintain software programs
Customer service representatives	70.1%	Confer with customers to provide info, take orders, handle complaints
Data entry keyers	67.1%	Read source documents and enter data into systems
Medical record specialists	66.7%	Compile, abstract, and code patient data
Market research analysts and marketing specialists	64.8%	Prepare reports of findings, illustrating data graphically and translating complex findings into written text
Sales representatives, wholesale and manufacturing, except technical and scientific products	62.8%	Contact customers to demonstrate products and solicit orders
Financial and investment analysts	57.2%	Inform investment decisions by analyzing financial information to forecast business, industry, or economic conditions
Software quality assurance analysts and testers	51.9%	Modify software to correct errors or improve performance
Information security analysts	48.6%	Perform risk assessments and test data processing security
Computer user support specialists	46.8%	Answer user inquiries regarding computer software or hardware operation to resolve problems

Figure 3 : Professions les plus exposées
Ce graphique présente les dix professions les plus exposées selon notre mesure de couverture des tâches.

Les programmeurs arrivent en tête, avec une couverture de 75 %, suivis des représentants du service client, dont les tâches principales apparaissent de plus en plus souvent dans le trafic des API propriétaires. Enfin, les opérateurs de saisie, dont la tâche principale consistant à lire des documents sources et à saisir des données fait l'objet d'une automatisation importante, sont couverts à 67 %.

En bas du classement, 30 % des travailleurs n'ont aucune couverture, leurs tâches apparaissant trop rarement dans nos données pour atteindre le seuil minimum. Ce groupe comprend, par exemple, les cuisiniers, les mécaniciens moto, les maîtres-nageurs, les barmans, les plongeurs et les préposés aux vestiaires.

Comment l'exposition évolue en fonction des prévisions de croissance de l'emploi et des caractéristiques des travailleurs

Le Bureau of Labor Statistics (BLS) des États-Unis publie régulièrement des projections sur l'emploi. La dernière série, publiée en 2025, couvre les changements [prévus](#) en matière d'emploi pour chaque profession entre 2024 et 2034. Dans la figure 4, nous comparons notre mesure de la couverture au niveau des emplois à leurs prévisions.

BLS projected employment growth from 2024–2034 vs. AI exposure

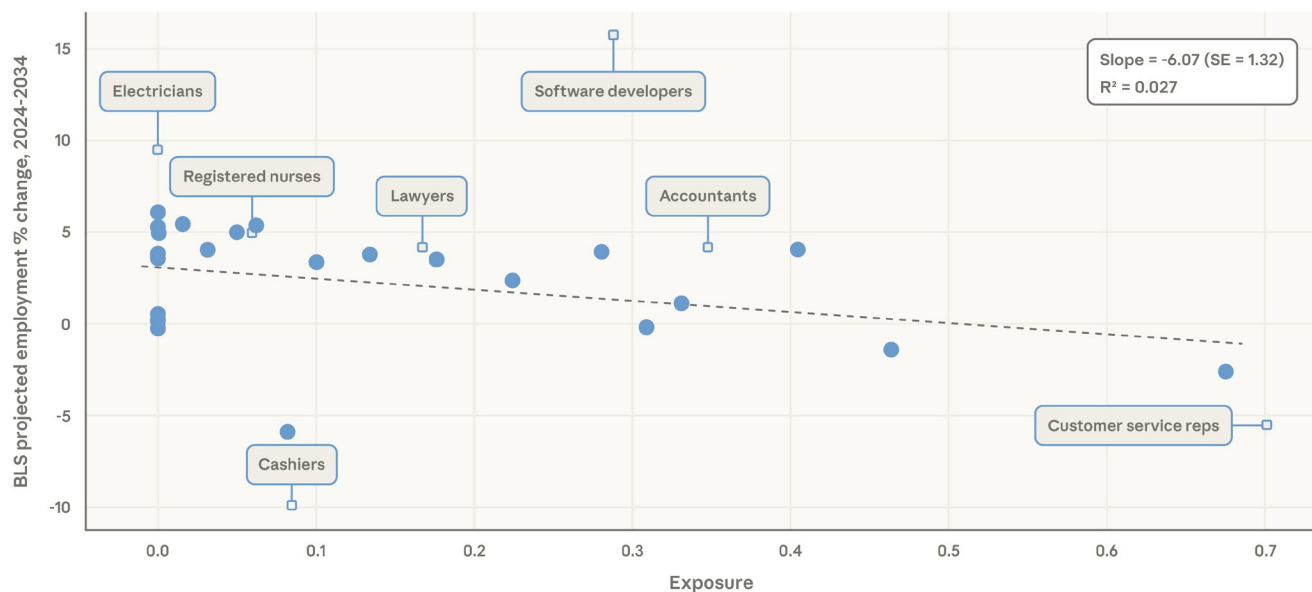


Figure 4 : Croissance de l'emploi prévue par le BLS pour la période 2024-2034 par rapport à l'exposition observée

Il s'agit d'un nuage de points divisé en 25 classes de taille égale. Chaque point plein indique l'exposition moyenne observée et l'évolution prévue de l'emploi pour l'une des classes. La ligne pointillée représente un ajustement par régression linéaire simple, pondéré par les niveaux d'emploi actuels. Les petits carrés marquent des exemples de professions individuelles à titre d'illustration.

Une régression au niveau des professions, pondérée par l'emploi actuel, montre que les projections de croissance sont légèrement plus faibles pour les emplois présentant une exposition plus importante. Pour chaque augmentation de 10 points de pourcentage de la couverture, la projection de croissance du BLS diminue de 0,6 point de pourcentage. Cela confirme en partie

que nos mesures suivent les estimations dérivées indépendamment par les analystes du marché du travail, bien que la relation soit faible. Il est intéressant de noter qu'une telle corrélation n'existe pas lorsque l'on utilise uniquement la mesure d'Eloundou et al.

La figure 5 présente les caractéristiques des travailleurs du quartile supérieur

d'exposition et des 30 % de travailleurs n'ayant aucune exposition au cours des trois mois précédant

la sortie de ChatGPT, d'août à octobre 2022, à partir des données de l'enquête sur la population actuelle. Les groupes sont très différents. Le groupe le plus exposé a 16 points de pourcentage de plus de chances d'être composé de femmes, 11 points de pourcentage de plus

sont plus susceptibles d'être de race blanche et près de deux fois plus susceptibles d'être d'origine asiatique. Ils gagnent en moyenne 47 % de plus et ont un niveau d'éducation plus élevé. Par exemple, les titulaires d'un diplôme de troisième cycle représentent 4,5 % du groupe le moins exposé, mais 17,4 % du groupe le plus exposé, soit une différence de près de quatre fois.

Differences between high and low exposure workers

		No exposure	Top quartile	Difference
Exposure	AI coverage (%)	0.0%	38.8%	+38.8 pp
Demographics	Age	41.0	42.9	+1.9
	Female	38.8%	54.4%	+15.5
	Hispanic	24.8%	13.8%	-11.0 pp
	White, non-Hispanic	54.5%	65.1%	+10.6 pp
	Black, non-Hispanic	13.2%	9.7%	-3.5 pp
	Asian, non-Hispanic	4.7%	9.1%	+4.4 pp
	Married	44.6%	54.9%	+10.4 pp
Education	Less than HS	13.2%	2.3%	-10.9 pp
	HS diploma	38.9%	17.7%	-21.2 pp
	Some college / assoc.	30.0%	25.5%	-4.6 pp
	Bachelor's degree	13.3%	37.1%	+23.8 pp
	Graduate degree	4.5%	17.4%	+12.8 pp
Labor market	Hours / week	37.5	38.7	+1.2
	Hourly wage (\$)	\$22.23	\$32.69	+\$10.45
	Union member	11.7%	5.3%	-6.4 pp
	Observations	42,546	32,301	

Figure 5 : Différences entre les travailleurs fortement et faiblement exposés, Enquête sur la population actuelle Ce tableau présente l'exposition, les données démographiques, le niveau d'éducation et les résultats sur le marché du travail.

Priorité aux résultats

Une fois ces mesures d'exposition en main, la question est de savoir ce qu'il faut rechercher. Les chercheurs ont adopté différentes approches. Par exemple, Gimbel et al. (2025) suivent l'évolution de la composition des professions à l'aide de l'enquête Current Population Survey. Selon eux, toute restructuration importante de l'économie due à l'IA se traduirait par des changements dans la répartition des emplois.¹ (Ils constatent que, jusqu'à présent, les changements ont été insignifiants.) Brynjolfsson et al. (2025) examinent les niveaux d'emploi ventilés par tranche d'âge à l'aide des données de la société de gestion de paie ADP, tandis qu'Acemoglu et al. (2022) et Hampole et al. (2025) utilisent respectivement les données sur les offres d'emploi de Burning Glass (aujourd'hui Lightcast) et de Revelio.

Nous nous concentrons sur le chômage en tant que résultat prioritaire, car il reflète le plus directement le préjudice économique potentiel : un travailleur au chômage souhaite trouver un emploi et n'en a pas encore trouvé. Dans ce cas, les offres d'emploi et l'emploi ne signalent pas nécessairement la nécessité de mesures politiques ; une baisse des offres d'emploi pour un poste fortement exposé peut être compensée par une augmentation des postes vacants dans un domaine connexe. Les évolutions les plus néfastes du marché du travail liées à l'IA devraient sans doute inclure une période de hausse du chômage, les travailleurs déplacés recherchant des alternatives. L'enquête sur la population active (Current Population Survey) est bien adaptée pour suivre cette évolution, car les répondants au chômage indiquent leur emploi et leur secteur d'activité antérieurs.

Premiers résultats

Nous étudions ensuite les tendances du chômage, en mettant en correspondance nos mesures au niveau des professions avec les répondants de l'enquête sur la population active (Current Population Survey).⁸

Une question clé pour l'interprétation de notre mesure de couverture est de savoir quels travailleurs doivent être considérés comme exposés. Faut-il s'attendre à des changements dans l'emploi à partir d'une couverture des tâches de seulement 10 % ? Gans et Goldfarb (2025) montrent que si un modèle en « O-ring » décrit le mieux les emplois, des effets sur l'emploi ne pourraient être observés que lorsque toutes les tâches présentent un certain degré de pénétration de l'IA. Hampole et al. (2025) soutiennent que l'exposition moyenne réduit la demande de main-d'œuvre, mais que *la concentration* de l'exposition sur certaines tâches seulement peut contrebalancer cet effet. Autor et Thompson (2025) soulignent quant à eux le niveau d'expertise requis pour les tâches restantes.

Dans un souci de simplicité, et compte tenu du fait que nous nous intéressons principalement aux impacts importants, nous centrons notre analyse sur l'idée que les impacts devraient être ressentis

Trends in unemployment rate for workers with high AI exposure and no AI exposure

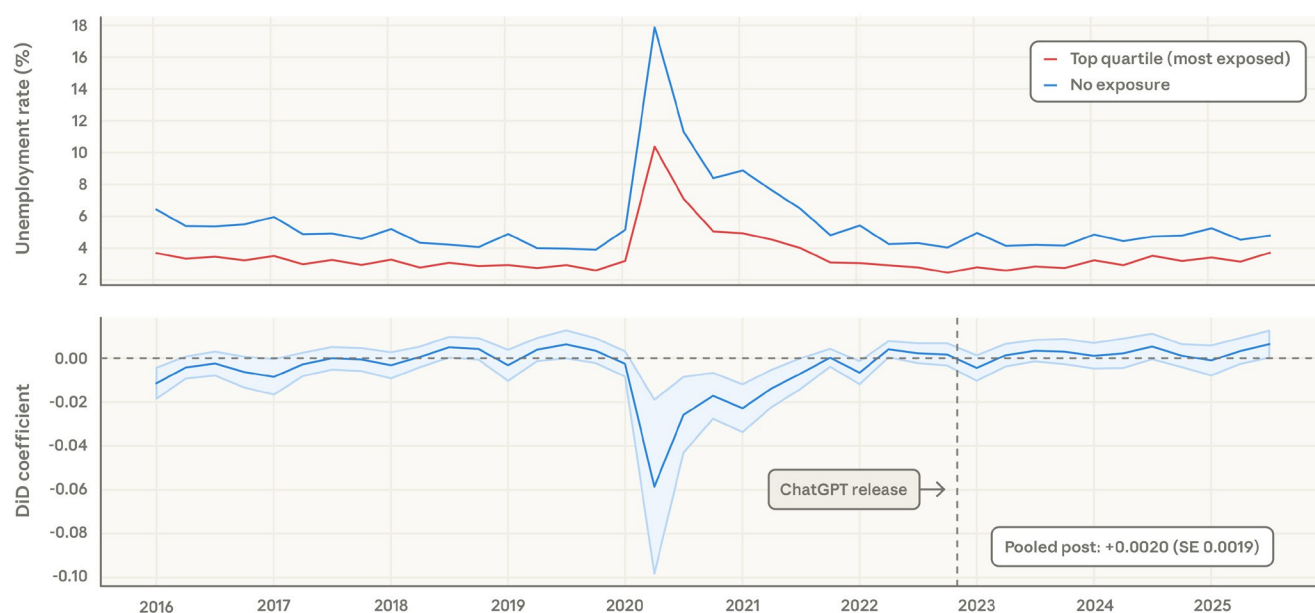


Figure 6 : Évolution du taux de chômage chez les travailleurs du quartile supérieur d'exposition observée et chez ceux n'ayant aucune exposition à l'IA, enquête sur la population active

Le graphique du haut montre le taux de chômage des travailleurs du quartile supérieur d'exposition (ligne rouge) et des 30 % de travailleurs n'ayant aucune exposition. Le graphique du bas mesure l'écart entre ces deux séries dans un cadre de différence dans les différences.

les plus marqués dans les groupes présentant l'exposition moyenne la plus élevée. Nous comparons les travailleurs du quartile supérieur de la couverture des tâches pondérée en temps à ceux du quartile inférieur. Si les capacités de l'IA progressent rapidement, la couverture des tâches pourrait être élevée pour les percentiles inférieurs de couverture, ce qui rendrait un seuil absolu plus utile. Mais nous partons du principe que les impacts devraient toucher en premier lieu les travailleurs les plus exposés, et nous présentons des résultats en faisant varier le seuil que nous utilisons pour définir le traitement.

Le graphique supérieur de la figure 6 montre les tendances brutes du taux de chômage depuis 2016 pour les travailleurs du quartile supérieur d'exposition et le groupe non exposé.

Pendant la pandémie de COVID, les travailleurs les moins exposés à l'IA — qui sont plus susceptibles d'occuper

des emplois en présentiel — ont connu une hausse beaucoup plus importante du chômage.

Depuis lors, les tendances ont été globalement similaires entre les deux groupes. Le graphique du bas mesure l'ampleur de l'écart entre les travailleurs les plus exposés et les moins exposés dans

un cadre de « différence dans les différences », reflétant les conclusions tirées des données brutes. La variation moyenne de cet écart depuis le lancement de ChatGPT est faible et non significative, ce qui suggère que le taux de chômage du groupe le plus exposé a légèrement augmenté, mais que l'effet est indiscernable de zéro.⁹

Quels types de scénarios ce cadre permet-il d'identifier ? Sur la base de l'intervalle de confiance de l'estimation agrégée, des hausses différentielles du chômage de l'ordre de 1 point de pourcentage seraient détectables (ce chiffre évoluera à mesure que de nouvelles données seront disponibles ; il s'agit donc d'une estimation approximative). Si tous les travailleurs appartenant aux 10 % supérieurs de la couverture étaient licenciés, cela ferait passer le taux de chômage au sein du quartile supérieur de 3 % à 43 %, et le taux de chômage global de 4 % à 13 %.

Un scénario tel qu'une « grande récession pour les cols blancs » aurait un impact moindre, mais néanmoins préoccupant. Au cours de la grande récession de 2007-2009, le taux de chômage a doublé aux États-Unis, passant de 5 % à 10 %. Un tel doublement dans le quartile supérieur d'exposition ferait passer son taux de chômage de 3 % à 6 %. Cela devrait également apparaître dans notre analyse. Il convient de noter que notre estimation principale repose sur les variations différentielles du taux de chômage entre le groupe exposé et le groupe moins exposé. Si le chômage augmentait de manière parallèle pour l'ensemble des travailleurs, nous n'attribuerions pas ce phénomène aux progrès de l'IA, qui laissent encore de nombreuses tâches inchangées.

Les jeunes travailleurs constituent un groupe particulièrement préoccupant. Brynjolfsson et al. font état d'une baisse de 6 à 16 % de l'emploi dans les professions exposées chez les travailleurs âgés de 22 à 25 ans. Ils attribuent cette baisse principalement à un ralentissement des embauches plutôt qu'à une augmentation des départs.¹⁰

Nous constatons que le taux de chômage des jeunes travailleurs dans les professions concernées reste stable (voir l'annexe). Mais le ralentissement des embauches ne se traduit pas nécessairement par une hausse du chômage, car de nombreux jeunes travailleurs sont des nouveaux arrivants sur le marché du travail dont la profession n'est pas répertoriée dans les données de l'enquête CPS et qui peuvent quitter la population active plutôt que d'apparaître comme chômeurs. Pour examiner directement les embauches, nous utilisons la dimension panel de l'enquête CPS, en calculant le pourcentage de jeunes travailleurs (âgés de 22 à 25 ans) qui commencent un nouvel emploi dans une profession plus ou moins exposée au fil du temps. La figure 7 montre le taux mensuel de prise d'emploi (c'est-à-dire lorsqu'un travailleur déclare un emploi qu'il n'avait pas le mois précédent) pour les jeunes travailleurs, ventilé selon qu'ils entrent dans une profession à forte exposition ou à faible exposition.

Hormis quelques fluctuations importantes en 2020-2021, ces séries divergent visuellement en 2024, les jeunes travailleurs étant relativement moins susceptibles d'être embauchés dans des professions exposées professions. Les taux de création d'emplois dans les professions les moins exposées restent stables à 2 % par mois, tandis que l'accès aux emplois les plus exposés diminue d'environ

New job starts among workers age 22-25 in occupations with high and no AI exposure

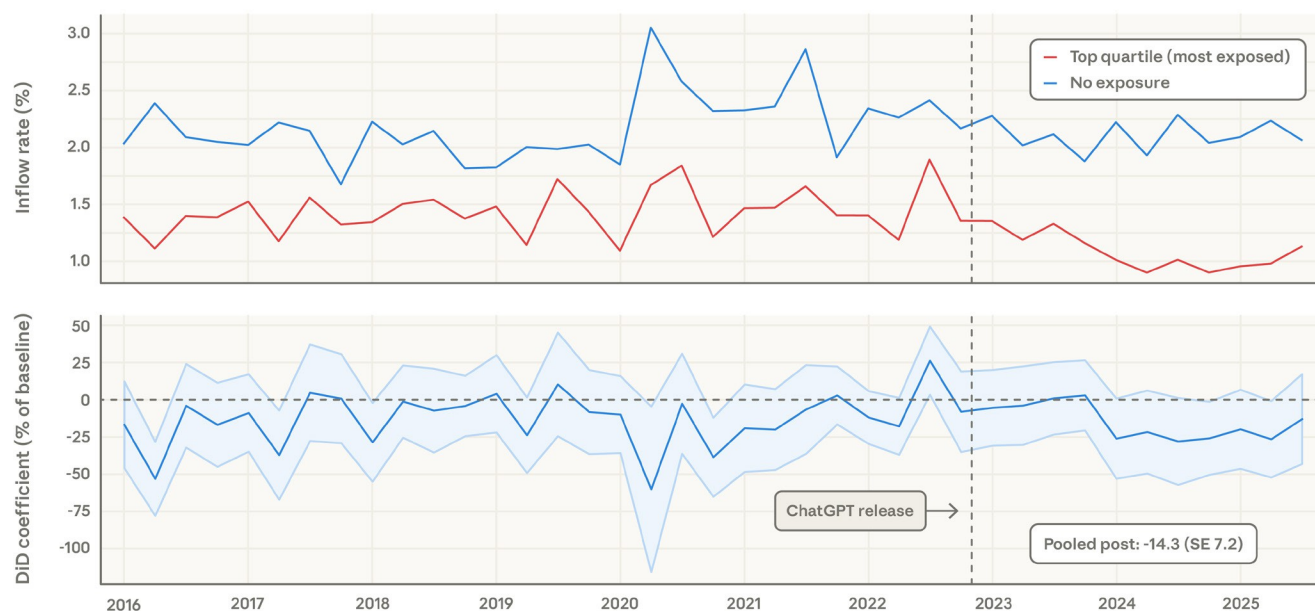


Figure 7 : Nouveaux emplois occupés par les travailleurs âgés de 22 à 25 ans dans les professions présentant une forte exposition observée et aucune exposition à l'IA, Enquête sur la population actuelle

Le graphique du haut montre le pourcentage de jeunes travailleurs commençant un nouvel emploi dans des professions à forte exposition par rapport à celles sans exposition. Le graphique du bas mesure l'écart entre ces deux séries dans un cadre de différence dans les différences.

un demi-point de pourcentage. L'estimation moyenne pour l'ère post-ChatGPT fait état d'une baisse de 14 % du taux de réussite à la recherche d'emploi par rapport à celui de 2022 dans les professions concernées , bien que cette baisse soit à peine statistiquement significative. (On n'observe pas de baisse de ce type pour les travailleurs âgés de plus de 25 ans.)

Cela pourrait donner une indication des premiers effets de l'IA sur l'emploi et fait écho aux conclusions de Brynjolfsson et al. Mais il existe plusieurs interprétations alternatives. Les jeunes travailleurs qui ne sont pas embauchés pourraient rester dans leur emploi actuel, en changeant d'emploi ou en reprenant des études. Une autre mise en garde concernant les données est que les transitions professionnelles peuvent être davantage sujettes à des erreurs de mesure dans les enquêtes.¹¹

Discussion

Ce rapport présente une nouvelle mesure permettant de comprendre les effets de l'IA sur le marché du travail et étudie ses impacts sur le chômage et l'embauche. Les emplois sont d'autant plus exposés à l'IA que leurs tâches sont théoriquement réalisables

à l'aide de grands modèles de langage (LLM) et observés sur nos plateformes dans le cadre de cas d'utilisation automatisés liés au travail. Nous constatons que les programmeurs informatiques, les chargés de service client et les analystes financiers comptent parmi les professions les plus exposées. À partir de données d'enquête provenant des États-Unis, nous ne constatons aucun impact sur les taux de chômage des travailleurs exerçant les professions les plus exposées, bien qu'il existe des indices suggérant que le recrutement dans ces professions a légèrement ralenti pour les travailleurs âgés de 22 à 25 ans.

Notre travail constitue une première étape vers l'évaluation de l'impact de l'IA sur le marché du travail. Nous espérons que les méthodes d'analyse présentées dans ce rapport, notamment en ce qui concerne la couverture et les scénarios contrefactuels, pourront être facilement mises à jour à mesure que de nouvelles données sur l'emploi et l'utilisation de l'IA seront disponibles. Une approche bien établie pourrait aider les observateurs à distinguer le signal du bruit.

Plusieurs améliorations peuvent être apportées au présent travail. Nos données d'utilisation seront intégrées dans les prochaines mises à jour, permettant ainsi de dresser un tableau évolutif de la couverture des tâches et des emplois dans l'économie.

L'indicateur d'Eloundou et al. pourrait également être mise à jour, dans la mesure où elle est liée aux capacités des modèles de langage de grande envergure (LLM) au début de l'année 2023. De plus, compte tenu des résultats suggestifs concernant les jeunes travailleurs et les nouveaux arrivants sur le marché du travail, une prochaine étape clé pourrait consister à examiner comment les jeunes diplômés possédant des qualifications dans les domaines exposés évoluent sur le marché du travail.

Disponibilité des données

La couverture observée au niveau des tâches et des emplois est disponible à l'adresse suivante : <https://huggingface.co/datasets/Anthropic/EconomicIndex>.

Référence BibTeX

```
@online{massenkoffmccrory2026labor,  
  auteur = {Maxim Massenkoff et Peter McCrory},  
  title = {Impacts de l'IA sur le marché du travail : une nouvelle mesure et les  
premières données},  
  date = {05/03/2026},  
  année = {2026},  
  url = {https://www.anthropic.com/research/labor-market-impacts},  
}
```

-
- ¹ Délocalisabilité des emplois : Blinder et al. (2009) et Ozimek (2019) ; prévisions de croissance du gouvernement : Massenkoff (2025) ; Robots : Graetz et Michaels (2018) et Acemoglu et Restrepo (2020) ; choc chinois : Autor et al. (2013) et Borusyak et al. (2022).
- ² Brynjolfsson et al. (2025) comparent les tendances de l'emploi chez les travailleurs exerçant des professions plus ou moins exposées à l'IA, en utilisant les mesures d'exposition aux tâches d'Eloundou et al. (2023) et les données salariales d'ADP. Johnston et Makridis (2025) réalisent une analyse similaire basée sur les tâches à partir de données administratives américaines, mais ils agrègent le traitement au niveau sectoriel. Hui et al. (2024) étudient comment les emplois freelance sur Upwork ont réagi à la sortie de ChatGPT et d'outils avancés de génération d'images, en comparant les travailleurs des catégories directement touchées à ceux des catégories non affectées avant et après la date de lancement de chaque outil. Hampole et al. (2025) modélisent l'adoption de l'IA au niveau des entreprises à l'aide de réseaux historiques de recrutement universitaire : les entreprises qui recrutaient historiquement dans des universités dont les diplômés occupaient par la suite des postes liés à l'IA ont fait face à des coûts d'adoption plus faibles.
- ³ Nos mesures d'exposition au niveau des tâches et des professions peuvent facilement intégrer d'autres données d'utilisation et être étendues à différents pays. Nous avons l'intention d'appliquer cette méthodologie à de nouveaux contextes au fil du temps.
- ⁴ Dans leur cadre, les tâches « directement exposées » étaient celles qui pouvaient être accomplies en deux fois moins de temps avec un LLM (avec une limite d'entrée de 2 000 mots et sans accès à des faits récents). Les tâches « exposées avec des outils » étaient celles qui bénéficiaient du même gain de vitesse avec un LLM ayant accès à des outils logiciels, par exemple pour la recherche d'informations et le traitement d'images. Les tâches non exposées ne pouvaient pas voir leur durée réduite de 50 % ou plus à l'aide d'un LLM.
- ⁵ Nous utilisons les deux ensembles de données précédents de l'Anthropic Economic Index, couvrant l'utilisation entre août et novembre 2025. Pour les tâches ONET qui sont très similaires sur le plan sémantique, nous répartissons les comptes entre elles.
- ⁶ Chaque étape implique des décisions subjectives. La mesure d'Eloundou et al. (2023) doit-elle être saisie comme D0, 0,5, 1} ou autre chose ? Qu'est-ce qui détermine Une utilisation « significative » ? Comment traiter les tâches qui semblent très similaires à celles à forte utilisation, mais qui sont trop rares pour avoir été spécifiquement retenues dans l'

échantillon de l'indice économique ? Dans quelle mesure les flux de travail d'automatisation devraient-ils compter davantage par rapport à l'augmentation ? Une conclusion rassurante, que nous développons en annexe, est que la corrélation de Spearman (rang-rang) de l'exposition des tâches à travers de nombreuses résolutions de ces questions est extrêmement élevée.

⁷ Annexe disponible [ici](#).

⁸ Pour faire correspondre les codes O*NET-SOC aux codes occ1990 de l'enquête CPS, nous utilisons le tableau de correspondance fourni par [Eckhart et Goldschlag \(2025\)](#).

⁹ Nous approfondissons cette question de trois manières différentes dans l'annexe. Tout d'abord, nous examinons si le seuil de percentile que nous utilisons pour définir le traitement a une incidence, en le faisant varier de la médiane au 95e percentile. Dans tous les cas, l'impact est nul ou négatif (ce qui signifie que le chômage diminue pour le groupe exposé). Ensuite, nous nous concentrons plus particulièrement sur les jeunes travailleurs, ceux âgés de 22 à 25 ans, comme dans Brynjolfsson et al. (2025). Enfin, nous utilisons les données du ministère du Travail sur les demandeurs d'allocations chômage pour mesurer le chômage, plutôt que les réponses à l'enquête CPS. Dans aucune de ces extensions nous ne constatons d'impacts clairs sur les emplois exposés.

¹⁰ Cette fourchette est large car les auteurs fournissent des estimations par rapport à plusieurs scénarios contrefactuels. La baisse de 6 points de pourcentage est comparée à un scénario contrefactuel de croissance nulle de l'emploi. L'estimation de 16 points de pourcentage provient d'un modèle comparant des travailleurs similaires au sein d'une même entreprise mais exerçant des professions différentes.

¹¹ Voir Fujita, et al. (2024).

Références

Acemoglu, Daron et Pascual Restrepo, « Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets », *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6), 2188–2244.

Acemoglu, Daron, David Autor, Jonathon Hazell et Pascual Restrepo, « Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies », *Journal of Labor Economics*, 2022, 40 (S1), p. S293-S340.

Appel, Ruth, Maxim Massenkoff, Peter McCrory, Miles McCain, Ryan Heller, Tyler Neylon et Alex Tamkin, « Rapport sur l'indice économique anthropique : primitives économiques », 2026.

Autor, David H, David Dorn et Gordon H Hanson, « Le syndrome chinois : effets de la concurrence des importations sur le marché du travail local aux États-Unis », *American Economic Review*, 2013, 103 (6), 2121–2168.

Autor, David H., & Thompson, N. (2025). Expertise. Document de travail du NBER, (w33941).

- Blinder, Alan S et al., « How many US jobs might be offshorable? », *World Economics*, 2009, 10 (2), 41.
- Borusyak, Kirill, Peter Hull et Xavier Jaravel, « Quasi-experimental shift-share research designs », *The Review of Economic Studies*, 2022, 89 (1), 181–213.
- Brynjolfsson, Erik, Bharat Chandar et Ruyu Chen, « Canaries in the coal mine? six facts about the recent employment effects of artificial intelligence », *Digital Economy*, 2025.
- Eckhardt, Sarah et Nathan Goldschlag, « AI and Jobs: The Final Word (Until the Next One) », Economic Innovation Group (EIG), août 2025. Disponible à l'adresse : <https://eig.org/ai-and-jobs-the-final-word/>
- Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin et Daniel Rock, « Gpts are gpts : An early look at the labor market impact potential of large language models », prépublication arXiv arXiv:2303.10130, 2023, 10.
- Fujita, S., Moscarini, G., & Postel-Vinay, F. (2024). Mesurer la réaffectation d'un employeur à l'autre. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 16(3), 1-51.
- Gans, Joshua S. et Goldfarb, Avi, « O-Ring Automation », document de travail NBER n° 34639, décembre 2025. Disponible sur SSRN : <https://ssrn.com/abstract=5962594>
- Gimbel, Martha, Molly Kinder, Joshua Kendall et Maddie Jee, « Evaluating the Impact of AI on the Labor Market: Current State of Affairs », rapport de recherche, The Budget Lab at Yale, New Haven, CT, octobre 2025. Disponible sur : <https://budgetlab.yale.edu>.
- Graetz, Georg et Guy Michaels, « Robots at Work », *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100 (5), p. 753-768.
- Hampole, Menaka, Dimitris Papanikolaou, Lawrence DW Schmidt et Bryan Seegmiller, « Artificial intelligence and the labor market », Rapport technique, National Bureau of Economic Research 2025.
- Handa, Kunal, Alex Tamkin, Miles McCain, Saffron Huang, Esin Durmus, Sarah Heck, Jared Mueller, Jerry Hong, Stuart Ritchie, Tim Belonax, Kevin K. Troy, Dario Amodei, Jared Kaplan, Jack Clark et Deep Ganguli, « Which Economic Tasks are Performed with AI? Evidence from Millions of Claude Conversations », 2025.
- Hui, Xiang, Oren Reshef et Juofeng Zhou, « Les effets à court terme de l'intelligence artificielle générative sur l'emploi : données issues d'un marché du travail en ligne », *Organization Science*, 2024, 35 (6), 1977–1989.
- Johnston, Andrew et Christos Makridis, « Les effets de l'IA générative sur le marché du travail : une analyse par différence dans les différences de l'exposition à l'IA », disponible sur SSRN 5375017, 2025.
- Massenkoff, Maxim, « Dans quelle mesure la destruction d'emplois est-elle prévisible ? Données issues des perspectives professionnelles », 2025. Document de travail.
- Ozimek, Adam, « Overboard on Offshore Fears », 2019. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3777307
- Tamkin, Alex et Peter McCrory, « Estimation des gains de productivité liés à l'IA à partir des conversations avec Claude », 2025.
- Tomlinson, K., Jaffe, S., Wang, W., Counts, S., & Suri, S. (2025). Travailler avec l'IA : mesurer l'applicabilité de l'IA générative aux professions. Prépublication arXiv arXiv:2507.07935.