

L'intelligence artificielle au service de l'innovation : une analyse sur données de brevets

Antonin Bergeaud (HEC Paris)

Résumé

L'impact des technologies d'intelligence artificielle (IA) sur la croissance économique dépend en grande partie de leur capacité à accroître la productivité de la recherche. Dans cet article, nous proposons une mesure originale de la diffusion de l'IA à travers les technologies, fondée sur les brevets déposés aux États-Unis depuis 1990. Notre méthodologie identifie les brevets intégrant de l'IA via leurs références à des publications académiques classées comme relevant de l'IA. En décembre 2024, environ 5 % des brevets déposés peuvent ainsi être caractérisés comme utilisant l'IA. Cette approche permet de capturer l'intégration de l'IA dans d'autres domaines technologiques, en cohérence avec sa nature de technologie générique (general purpose technology). Nous montrons que ces brevets « IA » présentent systématiquement des indicateurs de qualité supérieurs à ceux des autres brevets, selon plusieurs métriques standards de la littérature.

1. Introduction

Le développement rapide de l'intelligence artificielle (IA), ses capacités techniques croissantes et sa diffusion dans un grand nombre de secteurs d'activité ont conduit à la qualifier de General Purpose Technology (GPT), au même titre que la machine à vapeur, l'électricité ou l'informatique (Jovanovic & Rousseau, 2005 ; Goldfarb et al., 2023). Cette caractérisation implique que l'IA possède un potentiel de transformation systémique, en modifiant simultanément les modes de production, d'organisation et d'innovation dans l'ensemble de l'économie. L'un des débats les plus vifs suscités par cette diffusion porte sur les effets de l'IA sur l'emploi. Or, cette question est étroitement liée à celle de ses effets sur la productivité, et donc, en dernière analyse, sur la croissance économique (REF). Comme pour d'autres technologies à fort potentiel d'automatisation, c'est la capacité de l'IA à augmenter la productivité des entreprises qui engendre un effet de « taille de marché » : une baisse des coûts entraîne une baisse des prix, une hausse de la demande et in fine une expansion de l'emploi, malgré le remplacement partiel de certains travailleurs. Ce mécanisme, bien documenté dans l'industrie manufacturière à l'ère des robots industriels, a également été mis en évidence dans le cas de l'IA (Aghion et al., 2025).

Quels peuvent donc être les effets attendus de l'IA sur la croissance économique ? Sont-ils comparables à ceux mesurés pour des technologies comme l'électrification de la production ? L'étude historique de David (1990) estime que l'électrification aurait contribué à environ 0,3 à 0,4 points de croissance annuelle du PIB aux États-Unis entre 1920 et 1950. Cette estimation constitue un ordre de grandeur de référence pour les transformations induites par une GPT. Or, les évaluations actuelles de l'impact agrégé de l'IA varient fortement : Acemoglu (2025) anticipe un effet relativement modeste, de l'ordre de 0,05 point de croissance par an, tandis que d'autres travaux, comme ceux d'Aghion et Bunel (2024), avancent des effets potentiellement dix fois supérieurs, avoisinant 1 point par an.

Comment expliquer de tels écarts ? D'abord, ces évaluations portent sur l'économie dans son ensemble. Il ne fait aucun doute que l'IA peut avoir un effet considérable sur certaines tâches ou professions spécifiques. Par exemple, dans les centres d'appels (Brynjolfsson et al., 2025), dans les métiers de la programmation (Peng et al., 2023), ou encore chez les consultants en stratégie (Noy & Zhang, 2023), des hausses de productivité de 30 à 50 % ont été observées après l'introduction d'outils d'IA générative. Cependant, comme le souligne Acemoglu (2025), ces tâches très spécifiques représentent une part encore trop faible de l'activité économique totale pour engendrer, à elles seules, un effet agrégé substantiel.

Surtout, ces estimations ne prennent généralement pas en compte un canal potentiellement déterminant : la capacité de l'IA à augmenter la productivité du processus d'innovation lui-même. Si l'IA permet d'accélérer la production d'idées nouvelles, les effets dynamiques sur la croissance pourraient être considérables (Aghion et al., 2017 ; Cockburn et al., 2018). D'un côté, cela permettrait de compenser le ralentissement démographique observé dans les économies avancées, qui se traduit dans certains modèles de croissance par une baisse du nombre de chercheurs, donc moins d'idées, et in fine un affaiblissement du rythme de croissance (Jones, 2022). De l'autre, cela pourrait atténuer la possible hausse de la difficulté à découvrir de nouvelles idées, mise en évidence par Bloom et al. (2020).

Il existe plusieurs mécanismes concrets par lesquels l'IA pourrait améliorer la productivité de la recherche. Par exemple, elle favorise la *cross-fertilization*, c'est-à-dire la combinaison d'idées ou de savoirs issus de domaines technologiques distincts, un processus essentiel à l'émergence d'innovations majeures (Agarwal et al., 2018 ; Gans, 2025). Par ailleurs, dans les modèles d'exploration/exploitation, l'IA peut réduire le coût d'exploration du paysage technologique, ce qui permettrait soit d'explorer un plus grand nombre d'idées, soit d'accélérer l'exploitation des pistes prometteuses déjà identifiées. Ces fonctions d'assistance à la recherche—que ce soit via l'automatisation de la veille, la génération d'hypothèses, l'optimisation de protocoles expérimentaux ou l'analyse de données massives—ouvrent la voie à une transformation profonde du processus d'innovation.

Dans ce contexte, cet article propose une méthodologie simple et facilement automatisable pour suivre à haute fréquence la diffusion de l'intelligence artificielle dans l'ensemble des technologies, à partir des données de brevets. L'approche repose sur l'exploitation des citations faites par les brevets à la littérature académique, également appelée *non-patent literature* (ou NPL). Ces références signalent généralement

l'usage, explicite ou implicite, d'une idée, d'une méthode ou d'un résultat de recherche dans le développement de l'invention décrite. Nous qualifions un brevet comme « utilisant l'IA » dès lors qu'il cite un article identifié comme relevant de l'intelligence artificielle au sens large. Cette approche permet ainsi de saisir non pas les brevets sur l'IA, mais ceux qui intègrent des outils d'IA dans d'autres domaines technologiques, en mesurant l'IA comme un intrant dans la fonction de production de l'innovation. Elle s'inscrit dans une logique d'analyse de l'IA en tant que technologie générique (*general purpose*), susceptible de transformer l'activité inventive au-delà de ses domaines d'origine.

Certes, cette approche ne permet pas d'estimer directement les gains de productivité associés à l'intégration de l'intelligence artificielle dans le processus de recherche, ni de quantifier précisément ses effets macroéconomiques sur la croissance. Elle offre néanmoins un outil original et informatif pour observer, à un niveau fin et avec une fréquence élevée, la diffusion de l'IA au sein même du processus de production d'innovations technologiques. En identifiant les technologies qui mobilisent explicitement des résultats issus de la recherche en IA, cette méthode permet de qualifier empiriquement l'IA comme intrant transversal et de mieux comprendre sa nature de technologie générique. Elle permet également d'analyser de manière comparative l'intensité d'usage de l'IA selon les domaines technologiques et les effets sur la qualité et l'impact des technologies concernées.

2. Données et méthodologies

2.1. Les données de brevets

Les données de brevets constituent une source riche et structurée pour l'analyse de l'activité inventive très largement utilisée en économie de l'innovation. Chaque dépôt de brevet documente une invention, accompagnée d'informations normalisées sur sa date, ses inventeurs, ses déposants, sa classification technologique, ainsi que les citations faites à d'autres brevets ou à des publications scientifiques. Les brevets reflètent ainsi non seulement la production d'innovations juridiquement protégées, mais aussi les réseaux de connaissances et les dynamiques technologiques à l'œuvre dans différents secteurs. Bien qu'ils ne couvrent pas l'ensemble des inventions (notamment celles gardées secrètes ou non brevetables), ils constituent un indicateur central pour étudier les tendances de long terme en matière de recherche et développement.

Nous récupérons des informations sur l'ensemble des brevets déposés à l'USPTO, l'office américain de la propriété intellectuelle, en nous concentrant sur les brevets accordés (*granted*) publiés entre 1990 et 2024. Ceci correspond à 7,1 millions de documents. Pour chaque brevet, nous collectons en outre les différents codes technologiques associés (classes CPC¹) ainsi que la date d'enregistrement.

2.2. Non-Patent-Literature

Dans le cadre de notre analyse, nous exploitons les citations à la littérature non-brevetée (*non-patent literature*, ou NPL) présentes dans les brevets. Ces références désignent l'ensemble des documents cités dans un brevet qui ne correspondent pas à d'autres brevets, mais à des sources externes issues de la littérature scientifique, technique ou professionnelle, telles que des articles académiques, thèses, rapports de recherche, manuels techniques ou publications industrielles. La citation de NPL joue un rôle essentiel dans les procédures d'examen des offices de propriété intellectuelle, notamment pour établir l'état de la technique pertinent au moment du dépôt et évaluer la nouveauté ou l'activité inventive de l'invention. Dans le système américain (USPTO), les NPL sont souvent déclarées par les déposants eux-mêmes via l'Information Disclosure Statement (IDS), ce qui génère une certaine hétérogénéité dans la forme des références, souvent enregistrées sous forme textuelle non normalisée. C'est pour cette raison que l'exploitation de ces liens importants entre brevets et recherche académique est restée relativement

¹ Chaque brevet est associé à plusieurs classes technologiques CPC. Une classe CPC est un code à plusieurs lettres et chiffres suivant une structure hiérarchique, la première lettre correspond à la section (8 groupes de A à H) elle est suivie de 2 chiffres correspondant à la classe puis une lettre correspondant à une sous classe, et enfin une série de chiffres précisant la catégorie

difficile, jusqu'à la mise en place de bases de données harmonisées (de Rassenfosse & Verluise, 2020 ; Marx & Fuegi, 2020, 2022).

L'analyse des NPL permet de documenter empiriquement les liens entre science et technologie, en capturant la part des inventions fondées sur des connaissances académiques. Elle constitue ainsi un outil précieux pour identifier les technologies émergentes ancrées dans la recherche fondamentale, comme l'intelligence artificielle et plus généralement pour construire des liens entre un espace scientifique et un espace technologique (Bergeaud et Guillouzouic, 2024).

Nous utilisons la base "*Reliance on Science*" (Marx & Fuegi, 2022)² qui propose un lien entre chaque brevet USPTO ou EPO et l'identifiant OpenAlex des articles académiques référencés par les citations NPL. En moyenne un brevet USPTO cite 4,5 articles, retrouvés dans OpenAlex contre 0,9 pour les brevets EPO. En effet un grand nombre de brevets EPO ne citent pas d'articles académiques du fait de pratiques différentes des examinateurs (Michel & Bettels, 2001). Pour cette raison et compte tenu de la méthodologie que nous adoptons basé sur les citations NPL, nous présentons les résultats uniquement sur les données de l'USPTO, ce qui crée nécessairement un biais vers les entreprises américaines même si de nombreuses entreprises étrangères et notamment européenne déposent des brevets aux Etats-Unis.

2.3. Identification des brevets "utilisateurs d'IA"

Une fois chaque brevet associé à un ensemble d'articles académiques, il reste à identifier ceux présentant un lien avec l'IA. Pour cela nous utilisons la base de données du *Center for Security and Emerging Technology* (Melot et al, 2025)³ qui associe à chaque publication OpenAlex une série de variable binaires valant 1 si la publication a été classée comme appartenant aux champs IA ainsi qu'à différentes sous-catégories. Cette classification a été effectuée à l'aide d'un algorithme de machine learning supervisé restreint aux abstracts en anglais et est mise à jour très régulièrement. Une fois supprimées les observations sur lesquelles aucune information n'était disponible, en général en raison d'un abstract manquant ou rédigé dans une autre langue que l'anglais, il reste 98 millions de publications dont 3.5 millions (3.6%) sont classés dans au moins une des sous-catégorie d'IA et que nous considérons donc comme une publication IA.

3. Diffusion de l'IA dans les technologies

Notre définition principale d'un brevet « utilisateur d'IA » correspond à un brevet citant au moins un article IA. Avec cette définition nous identifions 97 259 brevets USPTO soit 1,2% du total sur la période). Ce chiffre est probablement une borne inférieure compte tenu du nombre de brevets ne citant pas de NPL et du nombre relativement important d'articles sur OpenAlex ne possédant pas d'abstract. Ainsi en se restreignant aux brevets qui ont au moins une citation NPL, la part augmente à 4%.

En outre, la tendance est sans surprise fortement croissante avec une part presque nulle avant 2010 et une augmentation rapide jusqu'à atteindre environ 5% du total en 2022. La Figure 1 présente cette part sur données mensualisées⁴ et met en évidence la hausse exponentielle, avec une interruption en 2022 probablement liée à une mise à jour des données encore imparfaite sur la fin de la période.

² Nous utilisons la version 64 datant de juin 2024.

³ Nous utilisons la version 5.10.0 datant d'avril 2025

⁴ Après dépôt d'une demande de brevet, un délai de 18 mois est nécessaire pour accéder à la publication ce qui explique que le graphique s'arrête début 2024.

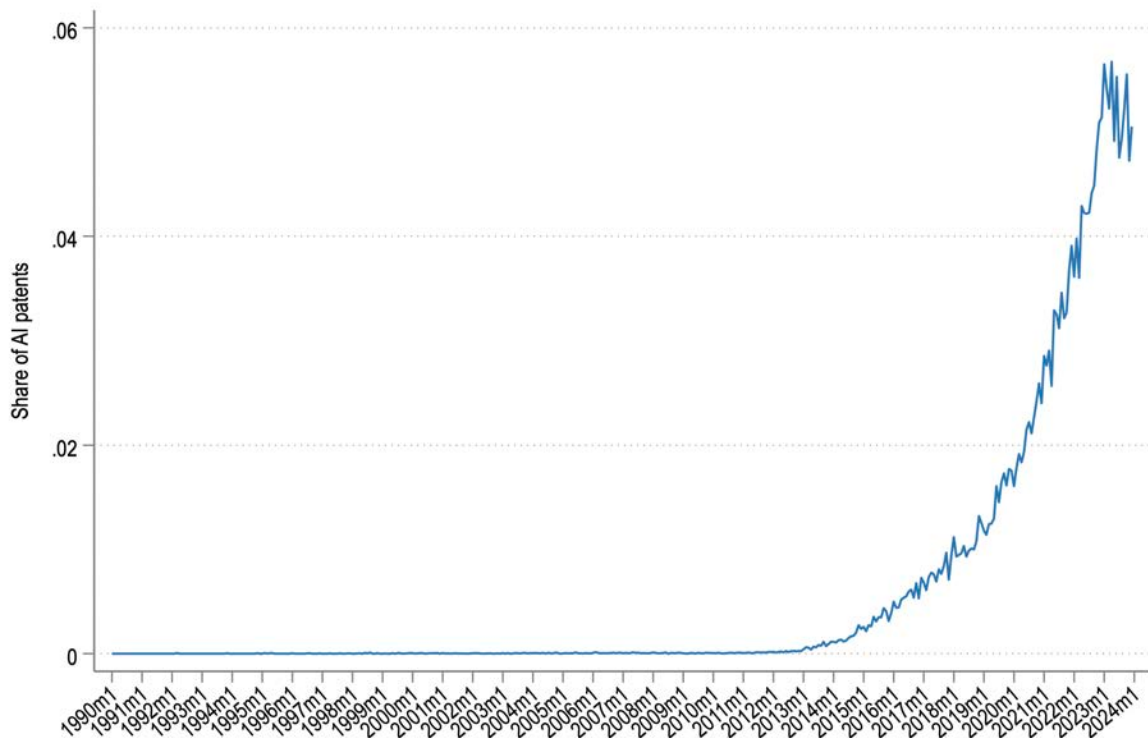


Figure 1: Part des brevets USPTO identifiés comme "utilisant" l'IA déposé chaque mois entre 1990 et 2023

Une grande partie de ces brevets ont en réalité un lien direct avec l'informatique, la science des données voire l'IA elle-même. Ils peuvent être identifiés à partir de la classe technologique CPC correspondante G06 « *Computing : calculating or counting* ». Les brevets déclarant au moins une classe G06 représentent en effet les trois quarts de nos brevets identifiés comme IA. Si l'on va plus loin et que l'on retire les brevets déclarant une CPC de la section G « *Physics* », nous obtenons en définitive environ 13 000 brevets qui citent un article académique sur l'intelligence artificielle sans qu'il ne concerne une technologie a priori liée à l'informatique.

Afin d'étudier plus en détail la répartition par technologie, nous procédons de la manière suivante : nous allouons chaque brevet à une des 8 sections CPC :

- **A** pour *Besoins courants de la vie (Human Necessities)* — incluant notamment les dispositifs médicaux ou les technologies liées à l'agriculture.
- **B** pour *Techniques industrielles diverses ; transports (Performing Operations; Transporting)*
- **C** pour *Chimie ; métallurgie (Chemistry; Metallurgy)*
- **D** pour *Textiles ; papier (Textiles; Paper)*
- **E** pour *Constructions fixes (Fixed Constructions)* — comprenant les structures de bâtiment ou les installations de plomberie par exemple.
- **F** pour *Mécanique ; éclairage ; chauffage ; armement ; explosifs (Mechanical Engineering; Lighting; Heating; Weapons; Blasting)* — par exemple, les systèmes de ventilation ou les dispositifs d'éclairage.
- **G** pour *Physique (Physics)* — une catégorie qui contient tous les instruments de mesure, l'optique mais également le traitement de données et donc les technologies d'IA
- **H** pour *Électricité (Electricity)* — incluant les circuits électroniques, les télécommunications ou l'informatique *hardware*.

L'allocation est relativement immédiate puisque l'immense majorité des brevets ne possède qu'une seule section CPC, mais dans le cas contraire nous attribuons au brevet la section qui revient le plus souvent

parmi l'ensemble des classes technologiques. La Figure 2 présente les évolutions pour les 8 sections séparés en deux et limité à la période post 2010 pour des raisons de lisibilités.

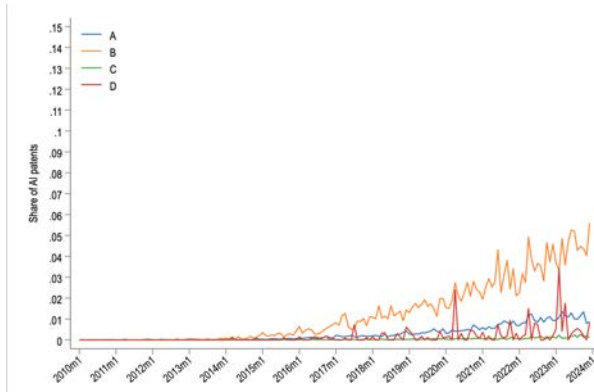


Figure 2a : réplication de la Figure 1 limitée aux sections CPC A à D

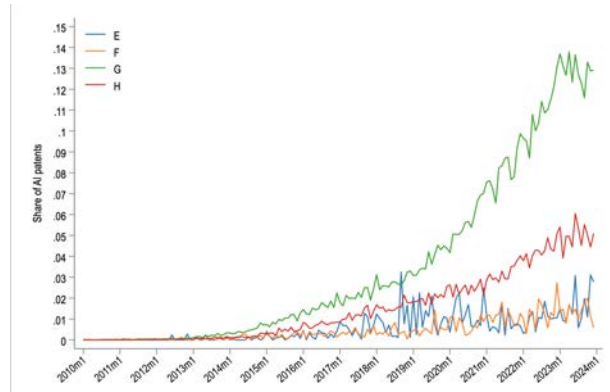


Figure 3b : réplication de la Figure 1 limitée aux sections CPC E à H

Nous constatons qu'outre la section G, la section H qui contient tout l'électronique et la section B (techniques industrielles) atteignent également une part significative de brevets IA. Toutes les technologies à part le textile (Section D) ont une tendance à la hausse, même si celle-ci reste encore lente dans la chimie (Section C).

4. Effet sur la qualité

Les brevets citant des articles liés à l'IA, et donc intégrant vraisemblablement une part d'intelligence artificielle dans leur processus de développement, sont-ils de meilleure qualité que d'autres brevets comparables ? Pour tester cette hypothèse, nous pouvons nous appuyer sur de nombreuses métriques développées dans la littérature (Squicciarini et al., 2013). Pour chaque mesure m défini au niveau d'un brevet p , nous estimons le modèle suivant :

$$m_p = \beta IA_p + \gamma_{t(p),k(p)} + \varepsilon_p \quad (1)$$

Où IA_p est une variable binaire qui est égale à 1 si le brevet est classée comme IA d'après la méthodologie développée précédemment. $t(p)$ et $k(p)$ désignent respectivement le mois de dépôt et la classe CPC du brevet p . Enfin ε_p est un terme d'erreur.

La première mesure que nous considérons est le nombre de citations reçues par des brevets déposés ultérieurement. Cette mesure est traditionnellement considérée comme une bonne approximation de la qualité et de l'influence d'un brevet (Hall et al., 2000) mais nécessite des corrections pour la technologie et l'âge du brevet, ce que capture les effets fixes $\gamma_{t(p),k(p)}$. Nous considérons le logarithme du nombre de citations reçues dans les 5 ans suivant le mois $t(p)$ comme variable dépendantes et utilisons un modèle de comptage (Poisson) pour prendre en compte les brevets sans citations. Le résultat, comme les suivants, est présentée Tableau 1 (colonne 1) avec l'intervalle de confiance à 95%.⁵ Le coefficient $\hat{\beta}$ est estimé à 0.63 et est significatif ce qui implique qu'un brevet utilisant l'IA en moyenne recevra près de 2 fois plus de citations que les autres brevets de la même classe technologique déposés le même mois. Harhoff et al. (1999), Hall et al. (2000) et Kogan et al. (2017) mesure dans différents contextes qu'un nombre accru de citations reçues par un brevet participe à augmenter sa valeur monétaire.

Nous utilisons par la suite différents indicateurs alternatifs. Tout d'abord la mesure de nouveauté construite à partir du texte des brevets par Kelly et al. (2021). Cette variable est égale à 1 si le brevet figure parmi les 10 % les plus innovants, en comparant son texte à celui des brevets déposés antérieurement.

⁵ Cet intervalle a été construit de manière standard en estimant la matrice de variance-covariance du résidu par grappe (clustering) par classe CPC.

Le coefficient de 0.1 (colonne 2) indique que les brevets “IA” ont 10% de chance de plus d’être parmi les 10% les plus novateur d’après cette mesure. Nous utilisons ensuite les deux indicateurs composites de qualité proposés par Squicciarini et al. (2013) (colonnes 3 et 4) ainsi que leur mesure de *radicalness*, *originality* et de *generality* (colonnes 5, 6 et 7) qui capturent à quel point le brevets est fréquemment cité par des brevets de classes technologiques différentes (*radicalness*), ou bien à quel point les citations faites par le brevets vont vers des classes technologiques variées (*originality*) et enfin à quel point le brevet est lui-même cité par des classes technologiques diverses (*generality*). Toutes les mesures issues de Squicciarini et al. (2013) sont comprises entre 0 et 1. A chaque fois le coefficient estimé $\hat{\beta}$ est significatif et positif suggérant que les brevets utilisant l’IA ont non seulement une influence supérieure aux autres et donc une valeur monétaire supérieure mais qu’ils sont aussi plus difficiles à classer car plus originaux et radicaux.

Nous effectuons un dernier test de robustesse pour nous assurer que le coefficient β mesure bien un effet de qualité plutôt qu’une caractéristique que les brevets IA posséderaient par construction. En effet, de nombreux travaux ont montré que les brevets citant des publications scientifiques sont en moyenne associés à une qualité technologique plus élevée et à un impact plus important, mesuré par le nombre de citations reçues (Ahmadpoor & Jones, 2017). De manière rassurante, supprimer les brevets sans NPL n’a pas d’impact sur nos résultats (colonne 8).

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Brevet IA	0,627*** (0,098)	0,106*** (0,026)	0,057*** (0,004)	0,058*** (0,005)	0,048*** (0,011)	0,041*** (0,008)	0,104*** (0,013)	0,410*** (0,099)
Obs.	3.8m	2.8m	3.8m	3.8m	3.8m	3.8m	3.8m	1.8m
Valeur moyenne	14,75	0,10	0,28	0,32	0,40	0,76	0,50	22,01

Table 1 : Estimations du coefficient β de l’équation (1) pour différentes variables dépendantes. Les colonnes (1) et (8) utilisent un modèle de Poisson et les autres colonnes utilisent un modèle linéaire estimé avec les moindres carrés ordinaires. Les variables dépendantes sont respectivement : le nombre de citations reçues dans les 5 années après le dépôts (en log), la mesure binaire de nouveauté développée par Kelly et al. (2021), les deux mesures composites de qualité (Quality4 et Quality6) de Squicciarini et al. (2013), la mesure de *radicalness*, d’*originality* et de *generality* également issus de Squicciarini et al. (2013) et enfin à nouveau le nombre de citations comme colonne (1). Les erreurs standards sont corrigés de l’hétéroscédasticité et groupées (clustered) par classe CPC. La dernière ligne donne la valeur moyenne de la variable dépendante dans l’échantillon.

5. Conclusion

Ce travail propose une méthode simple et systématique pour identifier les technologies qui intègrent l’intelligence artificielle comme intrant dans le processus d’innovation, en s’appuyant sur l’analyse des citations à la littérature scientifique dans les brevets. Contrairement aux approches centrées sur les brevets classés explicitement dans des catégories liées à l’IA, notre méthodologie permet de documenter la manière dont l’IA est utilisée dans des domaines technologiques plus larges, souvent éloignés de l’informatique. Cette perspective permet de mieux caractériser l’IA comme technologie générique et transversale.

L’analyse révèle une diffusion encore partielle mais croissante de l’IA, concentrée dans un nombre limité de domaines mais s’étendant progressivement à d’autres secteurs industriels. Elle met également en évidence que les brevets intégrant des résultats issus de la recherche en IA sont, en moyenne, de qualité supérieure selon plusieurs indicateurs standards. Cela suggère que l’IA ne se diffuse pas de manière aléatoire, mais qu’elle tend à être mobilisée dans des projets d’innovation plus ambitieux, plus risqués ou plus exploratoires, ou bien qu’elle permet en effet d’améliorer la productivité et la qualité de la recherche effectuée.

Cette mesure, bien qu’indirecte, constitue un outil utile pour suivre en temps réel l’intégration de l’IA dans l’innovation technologique. Elle ne permet pas d’identifier un effet causal sur la productivité de la recherche, ni de quantifier un effet agrégé sur la croissance, mais elle offre un moyen empirique rigoureux pour documenter l’un des mécanismes susceptibles d’amplifier l’impact économique de l’IA dans les années à venir. À mesure que cette technologie gagne en maturité et en accessibilité, on peut s’attendre à une diffusion plus large, avec des effets potentiellement différenciés selon les complémentarités

sectorielles, les niveaux de qualification ou les structures de marché. Mieux comprendre ces dynamiques sera essentiel pour anticiper les transformations à venir et orienter les politiques d'innovation, de formation et de concurrence.

Bibliographie

- Acemoglu, D. (2025).** The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13-58.
- Aghion, P., Bunel, S., Jaravel, X., Mikaelson, T., Roulet, A., & Søgaaard, J. (2025).** How different uses of AI shape labor demand: evidence from France. In *AEA Papers and Proceedings* (Vol. 115, pp. 62-67). 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203: American Economic Association.
- Aghion, P., & Bunel, S. (2024).** AI and Growth: where do we stand. *Disponible en: <https://www.frbsf.org/wp-content/uploads/AI-and-Growth-Aghion-Bunel.pdf>*.
- Aghion, P., Jones, B. F., & Jones, C. I. (2017).** *Artificial intelligence and economic growth* (Vol. 23928). Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research.
- Agrawal, A., McHale, J., & Oettl, A. (2018).** Finding needles in haystacks: Artificial intelligence and recombinant growth. In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 149-174). University of Chicago Press.
- Ahmadpoor, M., & Jones, B. F. (2017).** The dual frontier: Patented inventions and prior scientific advance. *Science*, 357(6351), 583-587.
- Bergeaud, A., & Guillouzoic, A. (2024).** Proximity of firms to scientific production. *Annals of Economics and Statistics*, (153), 105-134.
- Bloom, N., Jones, C. I., Van Reenen, J., & Webb, M. (2020).** Are ideas getting harder to find?. *American Economic Review*, 110(4), 1104-1144.
- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. (2025).** Generative AI at work. *The Quarterly Journal of Economics*, Forthcoming.
- Cockburn, I. M., Henderson, R., & Stern, S. (2018).** *The impact of artificial intelligence on innovation* (Vol. 24449). Cambridge, MA, USA: National bureau of economic research.
- David, P. A. (1990).** The dynamo and the computer: an historical perspective on the modern productivity paradox. *The American economic review*, 80(2), 355-361.
- de Rassenfosse, G., & Verluise, C. (2020).** PatCit: A comprehensive dataset of patent citations. *Available online: <https://github.com/cverluise/PatCit>*
- Gans, J. S. (2025).** *Growth in AI Knowledge* (No. w33907). National Bureau of Economic Research.
- Goldfarb, A., Taska, B., & Teodoridis, F. (2023).** Could machine learning be a general purpose technology? A comparison of emerging technologies using data from online job postings. *Research Policy*, 52(1), 104653.
- Hall, B. H., Jaffe, A. B., & Trajtenberg, M. (2000).** Market value and patent citations: A first look. NBER Working Paper 7741
- Harhoff, D., Narin, F., Scherer, F. M., & Vopel, K. (1999).** Citation frequency and the value of patented inventions. *Review of Economics and statistics*, 81(3), 511-515.
- Jones, C. I. (2022).** The end of economic growth? Unintended consequences of a declining population. *American Economic Review*, 112(11), 3489-3527.
- Jovanovic, B., & Rousseau, P. L. (2005).** General purpose technologies. In *Handbook of economic growth* (Vol. 1, pp. 1181-1224). Elsevier.
- Kelly, B., Papanikolaou, D., Seru, A., & Taddy, M. (2021).** Measuring technological innovation over the long run. *American Economic Review: Insights*, 3(3), 303-320.
- Kogan, L., Papanikolaou, D., Seru, A., & Stoffman, N. (2017).** Technological innovation, resource allocation, and growth. *The quarterly journal of economics*, 132(2), 665-712.
- Marx, M., & Fuegi, A. (2022).** Reliance on science by inventors: Hybrid extraction of in-text patent-to-article citations. *Journal of Economics & Management Strategy*, 31(2), 369-392.
- Marx, M., & Fuegi, A. (2020).** Reliance on science: Worldwide front-page patent citations to scientific articles. *Strategic Management Journal*, 41(9), 1572-1594.
- Melot, J., Dunham, J., Schoeberl, C., Arnold, Z., & Center for Security and Emerging Technology. (2025).** CSET scholarly literature metadata over OpenAlex works (5.10.0) [Data set]. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15197428>
- Michel, J., & Bettels, B. (2001).** Patent citation analysis. A closer look at the basic input data from patent search reports. *Scientometrics*, 51, 185-201.

Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187-192.

Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P., & Demirer, M. (2023). The impact of ai on developer productivity: Evidence from github copilot. *arXiv preprint arXiv:2302.06590*.

Squicciarini, M., Dernis, H., & Criscuolo, C. (2013). Measuring patent quality: Indicators of technological and economic value. OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2013/03, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5k4522wkw1r8-en>.