



Diffusion de l'intelligence artificielle et dépendance numérique : fondements de l'intervention publique et enjeux de mesure

Simon Bunel, Insead, Collège de France Innovation Lab, Alice Lapeyre et Antoine Lopes, CAE

Les politiques publiques soutiennent massivement la production d'innovations, mais peu ou pas leur adoption. Ce contraste tient pour partie à l'état des connaissances : si les externalités associées à l'intervention sont bien documentées, on sait beaucoup moins de choses sur celles qui accompagnent la diffusion des technologies une fois celles-ci inventées. La question devient pourtant centrale avec l'intelligence artificielle, technologie générique appelée à se diffuser dans l'ensemble de l'économie au cours des années à venir.

Ce *Focus* complète la *Note* du CAE n° 94 « Comment lutter contre le décrochage de la productivité ? » sur trois plans. Il revient d'abord sur les défaillances de marché susceptibles de conduire à une diffusion sous-optimale des technologies : externalités de connaissance, asymétries d'information, complémentarités et problèmes de coordination, concentration du marché des fournisseurs et imperfections des marchés du crédit. Il précise leur traduction dans le cas de l'IA générative et les instruments qui leur correspondent.

Il propose ensuite une revue critique des sources permettant de mesurer la diffusion de l'IA, en distinguant l'adoption par les entreprises, l'usage individuel à des fins professionnelles et l'usage individuel au sens large, et en explicitant les raisons ayant conduit à retenir, ou non, chacune d'elles dans la *Note*. Il examine enfin les estimations disponibles de la dépendance numérique de la France, dont il souligne la fragilité méthodologique, et les pistes qui permettraient d'en améliorer la mesure statistique.

L'État doit-il intervenir dans la diffusion technologique ?

De l'invention à la diffusion : ce que l'on sait des externalités technologiques

La diffusion d'une innovation désigne le processus par lequel son usage se propage progressivement à l'ensemble du tissu économique, au-delà des premiers agents qui l'ont adoptée. L'analyse économique de ce processus remonte aux travaux fondateurs de [Griliches \(1957\)](#) sur l'adoption du maïs hybride par les agriculteurs américains, qui ont mis en évidence le caractère graduel de la diffusion et son lien avec la rentabilité attendue de l'adoption pour chaque agent. Cette adoption technologique est naturellement consécutive à l'invention de cette innovation technologique. Une abondante littérature a mis en évidence les externalités associées à l'invention de nouvelles technologies : sur le plan théorique, les modèles de croissance endogène ([Romer, 1990](#) ; [Aghion et Howitt, 1992](#)) montrent que l'innovateur ne capte qu'une partie des bénéfices sociaux de ses découvertes, dont profitent également les innovateurs ultérieurs ; sur le plan empirique, [Bloom, Schankerman et Van Reenen \(2013\)](#) confirment que les rendements sociaux de la R&D excèdent largement ses rendements privés. Ces externalités d'invention fournissent le fondement théorique des politiques de soutien à la production d'innovation, qu'il s'agisse des crédits d'impôt en faveur de la R&D ou des aides directes à l'innovation.

On en sait en revanche beaucoup moins sur l'ampleur des externalités associées à la diffusion des technologies, une fois celles-ci inventées. Ce contraste se retrouve d'ailleurs dans les politiques publiques : la plupart des pays subventionnent l'innovation, mais peu ou pas l'adoption. La diffusion des technologies numériques, et depuis quelques années de l'intelligence artificielle (IA), conduit à se poser ces mêmes questions dans le contexte des économies avancées. L'IA présente en effet les caractéristiques d'une technologie générique (*general purpose technology*) au sens de [Bresnahan et Trajtenberg \(1995\)](#), c'est-à-dire une technologie ayant vocation à s'appliquer à un large éventail de secteurs et d'usages, dont les performances s'améliorent continûment au cours du temps et qui suscite des innovations secondaires dans les secteurs qui l'utilisent. Une telle technologie étant appelée à se diffuser dans l'ensemble de l'économie, l'ampleur des externalités qui accompagnent sa diffusion revêt une importance macroéconomique de premier ordre.

Cinq défaillances de marché justifiant une intervention publique pour soutenir la diffusion technologique

Si les entreprises adoptaient spontanément toute innovation dès lors qu'elle est profitable, la diffusion s'opérerait d'elle-même, sans besoin d'intervention de l'État. Toutefois, la littérature économique identifie plusieurs défaillances de marché pouvant conduire à une diffusion sous-optimale des technologies, c'est-à-dire plus lente et/ou moins large que ne le justifieraient les gains de productivité qu'elle procure à l'échelle de l'économie dans son ensemble ([Hall, 2004](#) ; [Keller, 2004](#) pour la dimension internationale de la diffusion). À partir de ces articles, ce *Focus* détaille les cinq mécanismes principaux identifiés : (i) externalités de connaissance, (ii) asymétries d'information, (iii) complémentarités et problèmes de coordination, (iv) concentration du marché des fournisseurs et inadéquation des technologies, et (v) imperfections des marchés du crédit. Pour chacun, nous rappelons le mécanisme économique général et les principales références académiques, avant d'en préciser la traduction dans le cas de l'IA générative.

Externalités de connaissance

La première défaillance tient aux externalités de connaissance. Une entreprise qui adopte une technologie avant les autres en teste les usages et identifie les modes d'organisation qui la rendent efficace. Ce faisant, elle produit une information dont peuvent bénéficier ses concurrentes sans en percevoir de contrepartie. Comme l'entreprise supporte seule le coût de cet apprentissage mais n'en capte qu'une fraction des bénéfices, les rendements privés de l'adoption sont inférieurs à ses rendements sociaux, ce qui la conduit à investir moins, et plus tardivement, que ce qui serait optimal pour l'ensemble de l'économie ([Griliches, 1957](#) ; [Hall, 2004](#)). Ces externalités de connaissance empruntent trois canaux principaux.

Le premier canal est le transfert des bonnes pratiques. Les entreprises pionnières génèrent des connaissances sur les modalités d'usage efficaces de la technologie, dont bénéficient gratuitement les adoptants suiveurs, notamment par les mouvements de salariés entre entreprises, le recours à des prestataires communs ou les relations au sein des chaînes de valeur. Les travaux de [Bilgin, Faia et Ottaviano \(2025\)](#) en fournissent une illustration empirique. Dans le

cas de l'IA générative, ce canal pourrait se traduire par la diffusion, d'une entreprise à l'autre, de cas d'usage éprouvés et de modes de travail.

Le deuxième canal correspond aux innovations complémentaires induites : la diffusion d'une technologie nourrit elle-même des innovations dans son écosystème. À travers l'exemple historique du tracteur agricole aux États-Unis, [Gross \(2018\)](#) montre que ces innovations complémentaires induites, en adaptant la technologie à de nouveaux usages, génèrent à leur tour des externalités positives substantielles, qui bénéficient à l'ensemble de l'écosystème au-delà des entreprises qui les initient. Dans le cas de l'IA générative, la diffusion stimule l'émergence d'outils et d'interfaces métier spécialisés, dont les bénéfices dépassent largement leurs seuls concepteurs.

Le troisième canal relève de l'apprentissage social (*social learning*) : l'observation des décisions d'adoption d'autrui influence les comportements des agents. Comme évoqué précédemment, les phénomènes d'apprentissage social et de cascades informationnelles ([Banerjee, 1992](#) ; [Bikhchandani, Hirshleifer et Welch, 1992](#)) montrent que ce mécanisme peut conduire aussi bien à une adoption insuffisante, lorsque chaque agent attend que d'autres expérimentent en premier, qu'à une adoption excessive par mimétisme. Sur le plan empirique, ces externalités sociales de diffusion ont d'abord et surtout été documentées dans le contexte des technologies agricoles des pays en développement : adoption des semences à haut rendement lors de la Révolution verte en Inde ([Besley et Case, 1993](#) ; [Foster et Rosenzweig, 1995](#) ; [Munshi, 2004](#)), diffusion de nouvelles cultures par apprentissage auprès des voisins au Mozambique ou au Ghana ([Bandiera et Rasul, 2006](#) ; [Conley et Udry, 2010](#)). Dans le cas de l'IA, technologie encore récente, l'absence d'expérience collective accumulée est susceptible de freiner la confiance des entreprises, et donc l'adoption.

Asymétries d'information

La deuxième défaillance relève des asymétries d'information. Face à une technologie dont les rendements sont incertains et fortement hétérogènes d'un secteur et d'une entreprise à l'autre, il est rationnel pour chaque entreprise d'attendre que d'autres adoptent en premier, afin de bénéficier des informations ainsi révélées. Ce comportement attentiste (*wait-and-see*) est individuellement optimal, mais collectivement coûteux : il ralentit la diffusion et retarde les gains d'efficacité agrégés ([Hall, 2004](#)). Ce mécanisme apparaît également dans le cas de l'IA : l'incertitude sur l'intérêt même de l'adoption et sur ses rendements ressort explicitement des enquêtes menées auprès des entreprises ([OCDE/BCG/INSEAD, 2025](#)). Elle est renforcée par deux caractéristiques propres à cette technologie. D'une part, les rendements de l'adoption sont très hétérogènes selon les contextes organisationnels, ce qui rend difficile, pour une entreprise donnée, l'inférence à partir de l'expérience d'autrui. D'autre part, du fait de l'évolution rapide des modèles, une entreprise ayant expérimenté sans succès une génération antérieure de la technologie peut durablement en sous-estimer les capacités actuelles, et renoncer à une adoption pourtant devenue rentable.

Complémentarités et problèmes de coordination

La troisième défaillance concerne les complémentarités et les problèmes de coordination. Les gains de productivité consécutifs à l'adoption d'une technologie ne se matérialisent pleinement que si l'adoption s'accompagne d'investissements complémentaires coûteux : montée en compétences des salariés, création d'infrastructures adaptées, notamment de données, réorganisation des processus de production ([David, 1990](#) ; [Hall, 2004](#)). L'exemple historique de l'électrification des usines illustre ce mécanisme : les gains de productivité du moteur électrique ne se sont matérialisés que plusieurs décennies après son invention, une fois les usines réorganisées autour des chaînes de montage alimentées en électricité ([David, 1990](#)). Comme pour l'électricité, les gains liés à l'IA ne se matérialiseront qu'une fois les investissements complémentaires effectués à une échelle suffisante. Le rôle de l'infrastructure numérique comme actif complémentaire de l'adoption de l'IA est confirmé empiriquement par [Bilgin et Ottaviano \(2026\)](#). En exploitant l'extension progressive du réseau national de gazoducs, dont les tracés sont déterminés par des priorités énergétiques mais qui servent de support au déploiement de la fibre optique et fournissent ainsi une variation plausiblement exogène de la connectivité, les auteurs montrent que l'amélioration de la connectivité accroît significativement l'adoption de l'IA, et que l'adoption ainsi induite se traduit par des gains de productivité du travail et d'intensité exportatrice. Comme développé dans la [Note](#) et dans le [Focus 141](#), une partie du décrochage français au cours de la diffusion des technologies numériques provient précisément du manque d'investissement dans des actifs complémentaires à ces technologies. Or, de tels investissements impliquent la coordination d'acteurs au-delà de la seule entreprise concernée par le choix d'adoption, pouvant conduire à ce que le marché les sous-fournisse, voire à une situation dans laquelle l'économie demeure durablement dans une situation de faible adoption.

Concentration du marché des fournisseurs et inadéquation des technologies

La quatrième défaillance tient à la concentration du marché des fournisseurs et à l'inadéquation des technologies. Contrairement aux trois premières défaillances, elle n'implique pas nécessairement un soutien à la diffusion de la technologie. En effet, lorsque la production d'une technologie est concentrée entre quelques fournisseurs, sa diffusion expose les adoptants à des risques de verrouillage technologique (*lock-in*), la dépendance à un standard ou à un fournisseur dominant pouvant s'avérer coûteuse à défaire ([David, 1985](#); [Hall, 2004](#)). Cette concentration peut également conduire à un risque d'inadéquation structurelle : conçues pour répondre aux cas d'usage de leurs principaux marchés, les technologies peuvent être mal adaptées aux besoins des autres secteurs ou pays. [Moscona et Sastry \(2025\)](#) documentent ce mécanisme dans le cas de l'agriculture : l'innovation étant dirigée vers les conditions écologiques des pays qui la produisent, son inadéquation aux conditions locales réduit l'efficacité du transfert de technologie et expliquerait 15 à 20 % des écarts de productivité agricole entre pays. Transposé à l'IA, ce mécanisme suggère que des LLM conçus par des entreprises américaines et principalement entraînés sur données américaines pourraient être structurellement moins adaptés aux secteurs français pour lesquels les données sont rares (industrie, services publics). La dépendance vis-à-vis de fournisseurs extra-européens génère en outre des externalités négatives en matière de sécurité des données, que les décisions d'adoption individuelles n'internalisent pas. Nous revenons sur la mesure de cette dépendance dans la section « Mesurer la dépendance numérique » de ce *Focus*.

Imperfections des marchés du crédit

La cinquième défaillance concerne les imperfections des marchés du crédit. L'adoption de technologies nouvelles nécessite des investissements dont les bénéfices sont incertains, différés et souvent incorporels, autant de caractéristiques qui rendent le financement externe difficile à obtenir. Les asymétries d'information entre emprunteurs et prêteurs génèrent un rationnement du crédit qui frappe particulièrement les PME et les entreprises jeunes, y compris lorsque leurs projets sont socialement rentables ([Hall et Lerner, 2010](#)). Dans le cas de l'IA générative, les coûts d'adoption étant principalement immatériels (formation des salariés, réorganisation des processus, structuration des données), ils ne peuvent pas servir de collatéral, ce qui accentue cette contrainte de financement.

Si ces cinq défaillances relèvent de mécanismes économiques différents, elles participent toutes à justifier une intervention publique, reposant sur des instruments différenciés selon la défaillance ciblée : diffusion des bonnes pratiques et référentiels sectoriels (benchmarks) pour les externalités de connaissance ; programmes pilotes et dispositifs de certification pour les asymétries d'information ; investissements coordonnés dans la formation et les standards pour les complémentarités ; soutien à des modèles adaptés aux besoins nationaux face à la concentration ; garanties et subventions ciblées sur les PME pour les contraintes de financement.

La pertinence de l'intervention publique se mesure à l'aune des gains économiques attendus de l'adoption de l'IA.

Son impact sur la productivité et l'emploi fait l'objet de nombreuses études¹, dont un enseignement transversal se dégage : les résultats sur la productivité sont positifs à l'échelle microéconomique et plus incertains à mesure que l'on élargit le niveau d'analyse. Au niveau fin des tâches ou des individus, les études mettent en évidence des gains de temps, parfois de qualité, dont les magnitudes sont économiquement importantes², puisqu'elles varient entre +25 % et +56 % selon la nature de la tâche considérée. Si l'on agrège ces effets au niveau des entreprises, d'un côté les gains de productivité peuvent conduire à une baisse de l'emploi pour les tâches impactées. D'un autre côté, ces gains de productivité peuvent augmenter la demande de travail pour l'ensemble des tâches non directement impactées, conduisant l'entreprise qui adopte à embaucher davantage afin de pouvoir augmenter ses ventes. La plupart des études mettent en évidence que le second mécanisme l'emporte sur le premier, conduisant ainsi à des effets positifs de l'adoption sur l'emploi et les ventes des entreprises³. En principe, il est possible que les effets positifs sur l'emploi et les ventes des entreprises adoptant l'IA se fassent au détriment de leurs concurrentes, conduisant alors à une baisse de l'emploi de ces dernières. Les études empiriques disponibles n'ont pas encore analysé ce phénomène ; pour les entreprises insérées sur un marché mondial, l'effet négatif porterait surtout sur des entreprises à l'étranger.⁴

¹ Pour une revue de littérature plus détaillée sur les effets économiques de l'IA, voir Bergeaud A. (2026) : « [Productivité et adoption des technologies en France](#) », *Focus du CAE* n° 141, septembre.

² Suite à l'adoption de l'IA par des salariés, [Brynjolfsson et al. \(2023\)](#) mettent en évidence des gains de productivité de 25 % pour les employés de services client au bout de quelques mois, [Noy et Zhang \(2023\)](#) de 40 % pour les emplois d'analyses, [Peng et al. \(2023\)](#) de 56 % dans le cas de développeurs informatiques.

³ Voir notamment [Babina et al. \(2024\)](#) et [Hampole et al. \(2025\)](#) dans le cas des États-Unis, et [Aghion et al. \(2025\)](#) dans le cas de la France.

⁴ [Aghion et al. \(2026\)](#).

Enfin, en termes d'effet sur la croissance de la productivité, la plupart des estimations de la contribution de l'adoption de l'IA à la croissance annuelle varient d'un gain de 0,07 à 1,24 point de pourcentage de croissance annuelle⁵.

Mesurer la diffusion de l'IA dans l'économie

De nombreux chiffres sont fréquemment cités concernant l'adoption de l'IA en France, certains plaçant la France en retard, d'autres au contraire la situant dans le peloton de tête mondial. Certains de ces chiffres sont issus d'enquêtes d'instituts statistiques ou d'articles académiques, quand d'autres le sont de données d'acteurs privés, souvent fournisseurs d'IA. Cette section propose de réconcilier ces différents chiffres, parfois contradictoires à première vue, en distinguant trois métriques complémentaires traduisant l'adoption de l'IA : l'adoption de l'IA par les entreprises, l'usage individuel dans le cadre du travail et l'usage individuel au sens large (au travail ou à titre privé). Pour chacune de ces métriques, ce *Focus* recense en outre les sources de données disponibles, en précisant leurs points forts et leurs limites, ainsi que les raisons ayant conduit à les retenir, ou non, dans la version finale de la Note.

Adoption de l'IA par les entreprises

L'adoption mesurée au niveau de l'entreprise renvoie à une logique descendante (*top-down*) : c'est l'entreprise qui met des outils d'IA à la disposition de ses salariés, pour un usage professionnel. Le déploiement passe la plupart du temps par les directions des systèmes d'information, ce qui suppose une vérification préalable des conditions de sécurité et ouvre la possibilité d'un contrôle des usages, notamment pour préserver la confidentialité de certaines données internes. Cette voie d'entrée de la technologie dans l'entreprise se distingue donc d'une appropriation individuelle par les salariés, à leur initiative et hors de tout cadre défini.

Enquête sur les technologies de l'information et de la communication dans les entreprises (Enquête TIC Entreprises)

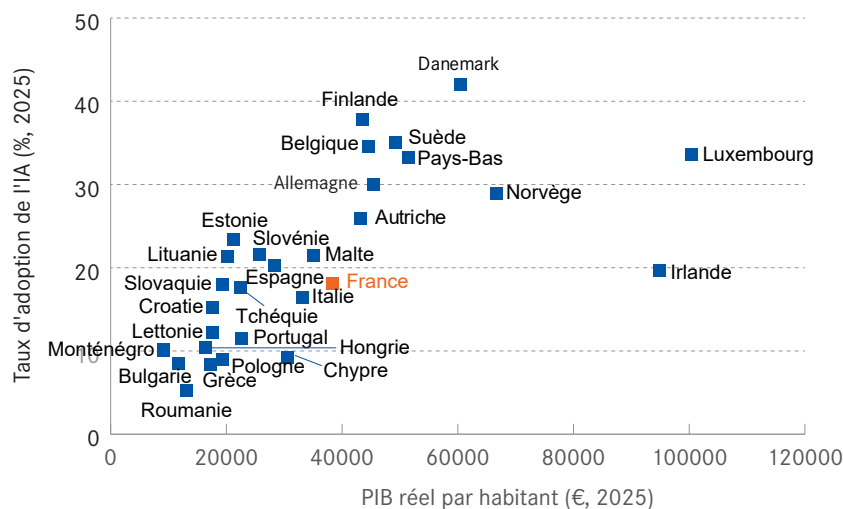
La source de référence concernant l'adoption de l'IA par les entreprises est l'Enquête sur les technologies de l'information et de la communication dans les entreprises (enquête TIC) d'Eurostat, opérée en France par l'Insee, qui comporte depuis 2021 un module annuel sur l'adoption de l'IA uniformisé entre les États membres. Dans cette enquête, une entreprise est considérée comme ayant adopté l'IA si une partie de ses employés utilise au moins une des technologies suivantes : la fouille de textes (*text mining*), la reconnaissance automatique de la parole, la vision par ordinateur, la génération automatique de langage naturel, l'apprentissage automatique (*machine learning*), l'apprentissage profond, ou des logiciels d'automatisation des processus robotisés fondés sur l'intelligence artificielle. S'appuyer sur une liste explicite de technologies présente l'avantage de lever l'ambiguïté sur ce que recouvre le terme d'intelligence artificielle. Retenir les technologies elles-mêmes plutôt que la finalité de leur usage (processus de production, gestion des ressources humaines, marketing, etc.) écarte en particulier le risque que les entreprises surestiment leur recours à l'IA, en qualifiant ainsi des outils qui n'en relèvent pas. Cette approche a pour contrepartie que les technologies absentes de la liste, mais que l'on pourrait ranger sous cette catégorie, échappent à la mesure. Il importe donc d'anticiper les évolutions technologiques de l'IA, afin que la liste en couvre tous les développements récents. Enfin, l'enquête TIC désigne explicitement son répondant cible : un décideur exerçant une responsabilité majeure sur les questions liées aux technologies de l'information et de la communication au sein de l'entreprise.

En 2025, il en ressort que les entreprises françaises ont adopté l'IA au même rythme que la moyenne européenne, avec un taux de 18 % en France contre 20 % dans l'UE pour l'IA au sens large, et de 8 % en France contre 9 % dans l'UE pour l'IA générative. Les PME ont un taux d'adoption de l'IA de 17 %, contre 58 % pour les grandes entreprises de plus de 250 salariés, et le constat est le même si l'on considère l'IA générative, avec des taux d'adoption de 7 % et 39 %, respectivement. On note des écarts importants entre secteurs, avec un taux d'adoption de l'IA de 17 % dans l'industrie manufacturière, contre 59 % dans le secteur des technologies de l'information et de la communication. Il existe par ailleurs une forte hétérogénéité entre États membres, la France se situant 2 points en dessous de la moyenne européenne en termes d'adoption de l'IA, loin des pays leaders, comme le Danemark, où le taux d'adoption atteint 42 %. Comme le montre la figure 1, au regard de ce que pourrait prédire son niveau de PIB par habitant, la France est légèrement en retard en termes d'adoption de l'IA, dans une situation proche de celle de l'Italie ou de l'Espagne.

⁵ Voir Acemoglu (2024) et Aghion et Bunel (2024). Ces estimations sur la croissance potentielle se concentrent sur l'effet de l'adoption de l'IA sur l'automatisation de la production de biens et services, sans tenir compte des effets sur la hausse de la productivité de la recherche.

Les pays scandinaves, et en particulier le Danemark, la Finlande et la Suède, se distinguent au contraire par un taux d'adoption particulièrement élevé, à la fois intrinsèquement, mais aussi rapporté à leur niveau de PIB par habitant.

Figure 1. Relation entre taux d'adoption de l'IA et PIB par habitant en 2025



Source : Eurostat.

Finalement, l'enquête TIC d'Eurostat constitue la source de référence pour mesurer l'adoption de l'IA par les entreprises. Elle réunit en effet trois atouts décisifs. Le premier tient à sa méthodologie, précisément documentée, stable dans le temps et robuste entre les États membres, qui s'appuie sur une liste de technologies pour définir ce que recouvre le terme d'intelligence artificielle. Le deuxième tient à la disponibilité de données récentes, portant sur 2025 et actualisées annuellement. Le troisième tient à la représentativité des résultats selon plusieurs dimensions, en particulier la taille de l'entreprise et le secteur, qui autorise des diagnostics plus fins.

Toutefois, cette enquête souffre de plusieurs limites. La première tient à son périmètre, restreint à l'Union européenne. La deuxième tient à son plan de sondage, qui n'est pas harmonisé entre pays : la réponse est obligatoire en France et au Danemark, où les taux de réponse atteignent respectivement 60 % et 96 %, mais facultative en Allemagne, où le taux de réponse n'est que de 25 %. Ceci peut conduire à un biais de sélection : si les entreprises répondantes sont davantage intéressées par les technologies numériques que les non-répondantes, il n'est pas certain que les pondérations ajoutées a posteriori pour tenir compte de la structure des répondants (secteur, taille) puissent corriger cette distorsion. Ces réserves invitent donc à interpréter avec prudence les comparaisons, même au sein de l'Union européenne. Enfin, si elle renseigne sur les usages de la technologie au sein de l'entreprise, que l'on peut interpréter comme une mesure de l'intensité d'utilisation, elle ne dit rien de la part des salariés qui y recourent, ni du volume de requêtes ou de tokens traités.

Enquête EIBIS de la Banque européenne d'investissement

Au-delà des différences de plan de sondage au sein de l'UE, l'absence de méthodologie harmonisée au niveau international rend très difficiles les comparaisons en dehors de l'Union européenne. Une des rares sources permettant de comparer l'adoption entre l'UE et les États-Unis est l'enquête [EIBIS de la Banque européenne d'investissement \(2025\)](#). Cette enquête a été retenue en complément, car elle constitue la seule source appliquant une méthodologie commune aux entreprises européennes et américaines : créée en 2016 pour 28 pays européens, étendue aux États-Unis en 2019 avec des questions spécifiques sur l'adoption des nouvelles technologies, elle repose sur environ 12 000 entretiens annuels avec des entreprises (dont 40 % réinterrogées d'une année sur l'autre), répondés afin de respecter la structure sectorielle de chaque pays. La vague 2025 introduit une question spécifique sur l'IA générative et confirme des niveaux d'adoption comparables entre l'UE et les États-Unis, autour de 36 % d'après cette enquête, tout en soulignant un usage moins systématique en Europe : parmi les entreprises ayant adopté l'IA, 81 % l'utilisent dans au moins deux processus aux États-Unis, contre 55 % dans l'UE.

Sa principale limite tient à la taille réduite des échantillons nationaux, sans commune mesure avec ceux de l'enquête TIC, et au manque de transparence sur la méthodologie retenue, dans l'Union européenne comme aux États-Unis. De

fait, le niveau d'adoption de l'IA générative au sein de l'Union atteint 37 % selon cette enquête, contre 9 % selon l'enquête TIC. Cet écart invite à considérer avec prudence les niveaux avancés par l'enquête EIBIS, et à centrer le constat sur la faiblesse de l'écart entre l'Union européenne et les États-Unis.

Business Trends and Outlook Survey (BTOS)

Aux États-Unis, la Business Trends and Outlook Survey (BTOS), conduite par le US Census Bureau, constitue le pendant naturel de l'enquête TIC. Sa base de sondage couvre environ 1,2 million d'employeurs non agricoles, répartis en six panels rotatifs de quelque 200 000 unités chacun; chaque panel est interrogé toutes les douze semaines, conduisant à une publication des résultats toutes les deux semaines. Le questionnaire porte sur un socle de questions conjoncturelles et sur les anticipations de l'entreprise (évolution du chiffre d'affaires et de l'emploi, taux d'utilisation des capacités, perspectives d'activité). À la différence de l'enquête TIC, la BTOS ne désigne pas de répondant cible; le degré de connaissance des opérations qu'exigent ces questions suggère toutefois qu'elle s'adresse implicitement à une personne disposant d'une vue d'ensemble sur la gestion de l'entreprise. Depuis septembre 2023, elle comporte une question sur le recours à l'intelligence artificielle, formulée de manière restrictive: elle interroge l'usage de l'IA dans la production de biens et de services, à l'exclusion des autres fonctions de l'entreprise telles que la logistique, le marketing ou la vente. La comparaison entre les États-Unis et l'Europe ne peut donc porter que sur l'adoption de l'IA dans les processus de production. Cette limite a été levée en novembre 2025, la question ayant été élargie à l'ensemble des fonctions de l'entreprise.

Nous pouvons mentionner quatre différences principales entre l'enquête TIC européenne et la BTOS. La première, et la principale, tient à la formulation de la question: l'enquête TIC interroge l'usage d'une liste déterminée de technologies, puis, dans un second temps, les fonctions auxquelles l'IA est appliquée, quand la BTOS visait directement, avant novembre 2025, la seule production de biens et de services. La comparaison entre la France et les États-Unis reste donc possible à partir de cette source, mais sur le seul champ de l'usage de l'IA dans le processus de production. C'est la dimension retenue par [Bick et al. \(2026\)](#) sur le premier trimestre 2025, période de collecte de l'enquête TIC: 7 % des entreprises américaines y recourent à l'IA dans leur production, soit près du double de la moyenne européenne et de la France (4 % dans les deux cas), et davantage que dans tous les pays de l'Union à l'exception de la Suède et de l'Autriche. C'est à ce titre que nous mobilisons cette source, pour établir que l'usage de l'IA à des fins de production demeure plus faible en Europe. La deuxième différence tient à la période de référence, l'usage actuel dans l'enquête TIC, les deux dernières semaines dans la BTOS. La troisième tient au répondant, explicitement identifié comme un décideur responsable des questions numériques dans l'enquête TIC, non spécifié dans la BTOS, quand bien même la nature des questions suppose une bonne connaissance des opérations de l'entreprise. La quatrième tient au champ: l'enquête TIC se limite aux entreprises d'au moins dix salariés, là où la BTOS couvre toutes les tailles, différence qui pèse sur les comparaisons puisque les données européennes font apparaître une corrélation positive entre la taille et la probabilité d'adoption.

OECD Going Digital Toolkit

Le tableau de bord Going Digital Toolkit de l'OCDE⁶, mis en ligne en janvier 2026, aurait pu permettre d'étendre la comparaison, au niveau des pays, aux États-Unis, à la Corée du Sud et au Japon notamment. Toutefois, il agrège des sources hétérogènes (Eurostat, US Census, autres instituts statistiques nationaux) reposant sur des questions différentes. De plus, les statistiques présentées ne renvoient pas à une année commune, mais à la dernière année disponible pour chaque pays. Ainsi, les données relatives aux pays de l'Union européenne sont celles de l'enquête TIC pour 2025; pour la Corée du Sud, le chiffre date de 2024 et indique un taux d'adoption de 32 %; pour le Japon et les États-Unis, en revanche, les données remontent respectivement à 2023 et 2021, avec des taux d'adoption de 9 % et 6 %. Or ces derniers chiffres correspondent à des niveaux d'adoption relevés au tout début du développement de l'IA générative, voire antérieurs. La mise en avant de la dernière année disponible pour chaque pays conduit donc à des comparaisons dépourvues de sens, jusqu'à rapprocher la France de 2025 des États-Unis de 2021. C'est pourquoi nous n'avons pas retenu cette source.

Usage individuel dans le cadre professionnel

Au-delà de l'adoption au niveau des entreprises, une deuxième façon de mesurer la pénétration de l'IA dans l'économie est de mesurer l'usage par les salariés dans le cadre de leur travail.

⁶ Voir [OECD Going Digital Toolkit](#).

Cet usage s'inscrit dans la continuité de la logique descendante (top-down) de l'adoption au niveau de l'entreprise et capture dans quelle mesure les employés adoptent effectivement les outils d'IA mis à disposition par leur employeur.

Enquête sur l'usage des technologies de l'information et de la communication dans les ménages et par les individus (Enquête TIC Ménages)

L'enquête communautaire d'Eurostat sur l'usage des technologies de l'information et de la communication dans les ménages et par les individus (EU-ICT-HH) est une enquête annuelle sur l'adoption des technologies, coordonnée par Eurostat et réalisée par les instituts statistiques nationaux. Elle constitue le pendant de l'enquête TIC Entreprises mais au niveau de l'usage individuel des technologies numériques. Elle est conduite chaque année depuis 2002 ; l'échantillon porte sur les individus âgés de 16 à 74 ans. La collecte a lieu, dans la plupart des pays, au deuxième trimestre. Le questionnaire recueille des données sur la connectivité à internet, les pratiques numériques (administration en ligne, commerce électronique, réseaux sociaux), les compétences numériques, la protection de la vie privée en ligne et les technologies émergentes. En 2025, trois questions consacrées à l'usage de l'IA générative y ont été ajoutées. Une définition est d'abord donnée au répondant : l'IA générative est présentée comme une technologie capable de produire des contenus nouveaux (textes, images, code informatique, vidéos ou autres données) à partir des informations disponibles et des régularités apprises sur des exemples existants, cette production supposant une entrée fournie par l'utilisateur, sous forme de question, d'instruction ou de thème. Il est ensuite demandé au répondant s'il a utilisé, au cours des trois derniers mois, un outil d'IA générative pour créer de tels contenus, avec mention explicite des outils suivants : ChatGPT, Copilot, Gemini, LLaMA, Midjourney, DALL-E. Les répondants ayant déclaré un usage sont invités à en préciser la finalité, plusieurs réponses étant possibles : usage privé, usage professionnel, ou usage dans le cadre d'une formation initiale (scolaire ou universitaire). Il découle de la construction du questionnaire, qui demande d'abord si l'individu a eu recours à un outil d'IA générative, avant seulement d'en préciser la finalité, que l'enquête ne permet pas de distinguer l'usage d'outils mis à disposition par l'entreprise de celui d'outils personnels mobilisés à des fins professionnelles. Une troisième question porte sur les motifs de non-usage, mais ne se rapporte pas uniquement à l'usage professionnel. Eurostat publie des résultats agrégés, mais aussi par tranche d'âge, niveau de diplôme et statut d'activité.

En 2025, l'usage individuel à des fins professionnelles s'élève en France à 18 %, soit un niveau supérieur à la moyenne de l'Union européenne (15 %). L'écart est le plus marqué chez les 25-34 ans (35 % en France contre 27 % dans l'UE), puis se resserre aux âges suivants : 24 % contre 22 % entre 35 et 44 ans, 20 % contre 16 % entre 45 et 54 ans. L'adoption apparaît en outre fortement corrélée au niveau de diplôme : elle n'atteint que 5 % parmi les personnes dont le diplôme le plus élevé est le brevet des collèges, 11 % parmi les bacheliers non diplômés du supérieur, et 36 % parmi les diplômés de l'enseignement supérieur. Elle est également un peu plus fréquente chez les hommes (20 %) que chez les femmes (17 %). La dispersion entre pays est enfin considérable : la France demeure assez loin des pays où l'usage professionnel individuel est le plus répandu, comme la Norvège (36 %) ou le Danemark (27 %), mais devance l'Allemagne (16 %) et l'Italie (8 %) d'après cette enquête.

Cette enquête dispose de trois atouts. Le premier tient à sa méthodologie, précisément documentée, stable dans le temps et robuste entre les États membres, qui s'appuie sur une définition explicite de l'usage de l'IA générative. Le deuxième tient à la disponibilité de données récentes, portant sur 2025, même si l'on ne dispose d'aucun point de comparaison avec les années antérieures. Le troisième tient à la représentativité des résultats selon plusieurs dimensions, en particulier l'âge, le niveau de diplôme et le genre, qui autorise des diagnostics plus fins.

Cette enquête souffre toutefois de trois limitations, proches de celles relevées pour l'enquête TIC Entreprises. La première tient à son périmètre, restreint à l'Union européenne et à quelques autres pays participant à la collecte d'Eurostat. La deuxième tient à son plan de sondage, qui n'est pas harmonisé entre pays : la réponse est obligatoire en France et en Italie, où les taux de réponse atteignent respectivement 65 % et 78 %, mais facultative en Norvège (36 %), au Danemark (31 %) et en Allemagne (48 %). Comme au niveau des entreprises, il peut en résulter un biais de sélection : si les ménages répondants sont davantage intéressés par les technologies numériques et par l'IA que les non-répondants, il n'est pas certain que les pondérations ajoutées a posteriori pour tenir compte de la structure des répondants puissent corriger cette distorsion. Ces réserves invitent à interpréter avec prudence les comparaisons entre pays, y compris au sein de l'UE. La troisième tient au fait que l'enquête ne renseigne pas sur l'intensité d'utilisation de ces technologies dans le cadre professionnel (nombre de requêtes quotidiennes, temps passé sur l'outil). Ces trois limites, que l'enquête ad hoc de [Bick et al. \(2026\)](#), décrite ci-après, prend mieux en compte, nous ont conduits à privilégier cette seconde source pour nos comparaisons dans la Note.

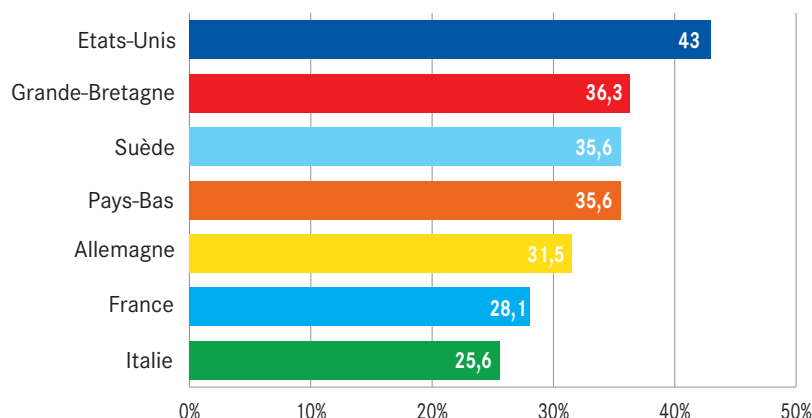
Enquête ad hoc de [Bick et al. \(2026\)](#)

Une équipe académique a mis en place une enquête ad hoc sur l'usage individuel de l'IA dans le cadre professionnel en appliquant une méthodologie identique dans tous les pays couverts ([Bick et al., 2026](#)). Cette enquête conduite auprès d'employés est calquée sur la Real-Time Population Survey (RPS), enquête en ligne sur le marché du travail américain effectuée sur une population d'adultes de 18 à 64 ans. Deux vagues ont été collectées simultanément aux États-Unis et dans six pays européens (Allemagne, France, Italie, Pays-Bas, Royaume-Uni, Suède) en mai-juin 2025 puis en janvier-février 2026. Seules les personnes en emploi et effectivement au travail la semaine précédente répondent aux questions sur l'usage de l'IA. La collecte a été confiée à Bilendi, dont le panel est recruté en ligne. Ce panel ne constitue pas un échantillon aléatoire des populations nationales, mais les invitations peuvent être ciblées sur des groupes démographiques déterminés, de sorte que les échantillons sont construits pour être représentatifs de la population en emploi de chaque pays selon les principales caractéristiques sociodémographiques. La vague de 2026, collectée entre le 19 janvier et le 2 février, réunit environ 3 000 répondants par pays. Les quotas n'étant jamais exactement atteints, en particulier pour les croisements de catégories, les auteurs procèdent à un redressement par calage sur marges.

L'IA générative y est présentée comme une technologie produisant textes, images, sons ou vidéos en réponse à des instructions, illustrée par des exemples de produits répandus (ChatGPT, Gemini, Midjourney). Le recours à ces noms tient à ce que certains répondants les connaissent mieux que la notion elle-même. Il est ensuite demandé si le répondant recourt à l'IA générative dans le cadre de son travail. Les utilisateurs sont interrogés sur les outils mobilisés, l'intensité de leur usage et le temps ainsi économisé; les non-utilisateurs, sur les motifs de leur abstention.

Les résultats mettent en avant un taux d'adoption plus élevé aux États-Unis, où 43 % des actifs déclarent utiliser l'IA générative dans le cadre professionnel, contre 28 % en France, et l'usage y est plus intensif conditionnellement à l'usage, avec 13 % des heures travaillées, contre 7 % en France comme en Allemagne. Au sein des pays européens enquêtés, la France se situe dans la moyenne, derrière la Suède et les Pays-Bas, et proche de l'Allemagne. La décomposition de l'écart entre les pays d'Europe enquêtés et les États-Unis montre que 55 % de l'écart s'explique par des effets de composition, tenant à la structure sectorielle et à la taille des entreprises, tandis que l'écart restant est imputé aux pratiques managériales, c'est-à-dire à l'encouragement à utiliser l'IA et à l'accès qui y est donné au sein de l'entreprise.

Figure 2. Part des salariés utilisant l'IA générative dans le cadre de leur travail en 2026



Source : [Bick et al. \(2026\)](#)

Finalement, les classements relatifs entre pays européens sont proches de ceux qui ressortent de l'enquête TIC Ménages : la France occupe une position intermédiaire, derrière les Pays-Bas et la Suède, comparable à l'Allemagne et devant l'Italie. La seule divergence tient à la position relative de ces deux pays, la France devançant légèrement l'Allemagne dans l'enquête TIC Ménages, alors que c'est l'inverse dans celle-ci. Les niveaux absolus, en revanche, ne coïncident pas : pour la France, 18 % dans l'enquête TIC Ménages contre 28 % dans cette enquête. Trois explications peuvent en rendre compte : les différences de protocole, les méthodes de redressement retenues, et l'écart temporel de presque un an entre les deux vagues (deuxième trimestre 2025 pour l'enquête TIC Ménages, janvier-février 2026 ici) au cours d'une période de diffusion rapide de la technologie.

Cette enquête réunit trois atouts. Le premier tient à son champ, qui couvre les pays européens et les États-Unis, et autorise donc une comparaison que les sources européennes ne permettent pas. Le deuxième tient à l'harmonisation du questionnaire, identique dans l'ensemble des pays enquêtés, ce qui écarte les difficultés d'interprétation nées des écarts de formulation entre l'enquête TIC et la BTOS au niveau des entreprises. Le troisième tient à ce qu'elle documente à la fois la marge extensive, le fait de recourir ou non à l'IA, et la marge intensive, mesurée par le nombre d'heures d'utilisation conditionnellement à l'usage, dimension absente des enquêtes institutionnelles. Ces trois atouts ont justifié qu'elle soit retenue dans la Note malgré son caractère ad hoc et sa couverture limitée à six pays européens et aux États-Unis.

Une réserve importante tient toutefois à ce que cette approche ne saisit que les usages dont les répondants ont conscience. Formuler une requête dans ChatGPT constitue un cas d'usage manifeste ; les résumés de recherche produits par l'IA, tels que l'« AI Overview » de Google, relèvent en revanche d'un cas plus insidieux, que le répondant ne songera pas nécessairement à déclarer.

Eurobaromètre de février 2025

Enfin, l'Eurobaromètre spécial 554, « L'intelligence artificielle et l'avenir du travail »⁷, publié en février 2025, apporte un éclairage complémentaire, bien qu'il s'agisse d'une enquête d'opinion et non d'une enquête de mesure de l'adoption. Nous le mobilisons dans la Note pour documenter la perception de l'IA dans le contexte professionnel, en complément des statistiques d'adoption.

L'enquête a été réalisée par le Verian Group à la demande de la Commission européenne (DG EMPL) dans les 27 États membres, en avril et mai 2024, auprès de 26 415 répondants interrogés dans leur langue maternelle. Elle relève du protocole standard des Eurobaromètres spéciaux : échantillonnage aléatoire à plusieurs degrés, avec stratification préalable des points de sondage selon la répartition métropolitaine, urbaine et rurale de la population résidente et selon les régions NUTS, puis pondération de l'échantillon total afin d'assurer la représentativité démographique et géographique ; la population de référence est celle des résidents âgés de 15 ans et plus. Cette vague comporte en particulier une question sur l'impact perçu des technologies numériques récentes, y compris l'IA, sur l'emploi occupé. Les répondants français se déclarent positifs à 57 %, contre 66 % en moyenne dans l'Union européenne, l'un des taux les plus faibles des 27 pays, seul le Portugal se situant en dessous (56 %).

Usage individuel au sens large

Une troisième mesure retient l'usage individuel au sens large, c'est-à-dire le recours à l'IA quelle qu'en soit la finalité, professionnelle comme personnelle. Elle complète utilement les deux précédentes : là où l'adoption au niveau de l'entreprise renseigne sur une diffusion descendante et l'usage professionnel déclaré sur les pratiques de travail, l'usage individuel tous motifs confondus capte l'appétence de la population pour la technologie, indépendamment du cadre dans lequel celle-ci est mobilisée. Il constitue à ce titre un indicateur avancé de la familiarité des individus avec ces outils, laquelle conditionne pour partie leur appropriation ultérieure dans la sphère professionnelle. Cette mesure peut être documentée à partir de deux types de sources : les enquêtes déclaratives d'une part, les données d'usage produites par les fournisseurs de la technologie d'autre part.

En l'occurrence, le retard relatif dans la sphère professionnelle contraste pourtant avec un usage individuel soutenu. Les données mises en avant par les acteurs privés (Anthropic, Microsoft et OpenAI notamment) suggèrent que la France serait plutôt bien placée : 13^e en nombre de messages ChatGPT par habitant selon la métrique d'OpenAI, 11^e en nombre de messages Claude rapportés à la population active selon la métrique d'Anthropic, et 5^e comme intensité d'usage d'outils d'IA générative via un ordinateur Microsoft, devant les États-Unis dans l'ensemble de ces classements⁸. Ces résultats sont surprenants au regard du retard de la France dans les deux premières métriques. Toutefois, ils sont à prendre avec très grande précaution en raison de la possibilité de refus de collecte des données par les utilisateurs (opt-out) qui affecte très probablement la représentativité des données. Les trois acteurs privés reconnaissent que ces métriques ne tiennent pas compte des utilisateurs ayant refusé l'utilisation de leurs données à des fins d'analyse, mais ne fournissent aucun ordre de grandeur du biais associé.

⁷ Voir le [site de l'Eurobaromètre](#) pour plus de détails.

⁸ Voir [OpenAI Signals](#), lire [Anthropic Economic Index](#) et [Misra et al. \(2025\)](#).

Enquête sur l'usage des technologies de l'information et de la communication dans les ménages et par les individus (Enquête TIC Ménages)

Déjà présentée dans la section précédente, l'enquête TIC Ménages ne se limite pas à la dimension professionnelle : elle interroge le recours à l'IA générative quelle qu'en soit la finalité, et distingue en particulier l'usage à titre personnel. Sur cette mesure élargie, la France se situe légèrement au-dessus de la moyenne de l'UE (37 % contre 33 %), derrière la Norvège (56 %) et le Danemark (48 %), mais devant l'Allemagne (32 %).

Elle documente aussi les motifs invoqués par les non-utilisateurs. 62 % des non-utilisateurs français déclarent n'en avoir eu aucun besoin, tandis que 13 % invoquent des craintes relatives au respect de la vie privée ou à la sécurité de leurs données personnelles, et 13 % le fait de ne pas savoir se servir de la technologie, contre respectivement 6 % et 11 % au Danemark pour ces deux dernières raisons. La barrière dominante ne tient donc pas à la défiance ni à un déficit de compétences, mais à l'absence d'usage perçu comme utile.

Les atouts et les limites de cette source sont présentés dans la section précédente.

Anthropic AI Usage Index

Une première source de données d'usage est issue d'un fournisseur de modèles, la société Anthropic, editrice de l'assistant Claude. L'échantillon retenu est constitué d'un million de conversations tirées aléatoirement parmi celles des versions grand public de Claude.ai, à l'exclusion de celles signalées comme violations potentielles des règles de confiance et de sécurité. La mise à jour mobilisée dans la Note, publiée en janvier 2026, porte sur des données de novembre 2025. Pour chaque pays, deux grandeurs sont calculées : sa part dans l'usage mondial de Claude, mesuré en nombre de conversations, et sa part dans la population mondiale en âge de travailler (15-64 ans). Le rapport des deux définit l'Anthropic AI Usage Index, qui indique si un pays fait, au regard de sa population active, un usage relativement plus intensif (indice supérieur à 1) ou moins intensif (indice inférieur à 1) de la technologie. La France y occupe le 11^e rang mondial, derrière Singapour (2^e) et les États-Unis (3^e), mais devant le Danemark (22^e) et l'Allemagne (28^e).

Cette source présente trois atouts. Le premier tient à sa couverture géographique : l'ensemble des conversations avec le modèle Claude dans 116 pays, ce qui autorise une comparaison directe entre la France, ses partenaires européens et les États-Unis, là où les sources institutionnelles s'arrêtent le plus souvent aux frontières de l'UE. Le deuxième tient à la finesse de la ventilation par tâche, qui renseigne sur la nature des usages et non seulement sur leur fréquence. Le troisième tient à la périodicité : les données sont actualisées tous les deux mois et publiées avec quelques mois de décalage seulement.

Trois limites sont toutefois à considérer. La première, et la plus sérieuse, tient au mécanisme de recueil : les utilisateurs peuvent refuser que leurs données soient exploitées à des fins d'analyse, et les statistiques publiées ne tiennent pas compte de ceux qui exercent ce droit. [Anthropic \(2026\)](#) le reconnaît explicitement, sans fournir d'ordre de grandeur du biais qui en résulte ; rien ne permet donc d'écarter l'hypothèse que le refus soit corrélé au pays, au profil de l'utilisateur ou à la nature des usages, ce qui affecterait directement la comparabilité internationale. La deuxième tient à l'unité d'observation, qui est la requête et non l'utilisateur : un pays où quelques utilisateurs très intensifs concentrent l'essentiel du volume peut être classé au même rang qu'un pays où l'usage est plus largement diffusé mais plus superficiel. La troisième tient à la spécialisation probable des usages de Claude, dont la clientèle est vraisemblablement plus orientée vers certaines tâches (le développement informatique en particulier) que celle des autres assistants du marché. Ces réserves conduisent à ne mobiliser cette source qu'à titre indicatif, en complément des enquêtes représentatives, et non comme mesure autonome de l'adoption.

OpenAI Signals

Une deuxième source de données d'usage émane d'un autre fournisseur de modèles, la société OpenAI, editrice de l'assistant ChatGPT. Son dispositif Signals⁹ repose sur un échantillon de 300 000 messages tirés chaque mois parmi ceux de la version grand public, de juillet 2024 à mars 2026, et restreint aux comptes déclarant un âge d'au moins dix-huit ans. En sont exclus les messages relevant des offres entreprises¹⁰, ceux des utilisateurs ayant supprimé leur compte ou refusé l'exploitation de leurs données à des fins d'entraînement, ainsi que ceux de l'outil Codex. Les statistiques de comparaison internationale prennent la forme d'un rang par pays, établi à partir du volume de messages

⁹ Voir le document méthodologique d'OpenAI Signals pour plus de détails

¹⁰ Ce dont OpenAI déduit que ses statistiques sous-estiment vraisemblablement l'usage professionnel.

rapporté à la population. L'indice construit par OpenAI procède ainsi d'une logique très proche de celui d'Anthropic, ce qui permet en principe de confronter les deux classements. La France y occupe le 13e rang, entre le Danemark (12e) et l'Allemagne (14e), tandis que les États-Unis se situent au 29e rang.

Cette source présente deux atouts principaux. Le premier tient à sa couverture géographique, mondiale, qui autorise le même type de comparaison transatlantique que les données d'Anthropic. Le second tient à la position de marché d'OpenAI : premier fournisseur mondial d'IA générative, l'entreprise concentre une part de l'usage telle que ses statistiques constituent un point de passage difficilement contournable, quelles que soient les réserves méthodologiques qu'elles appellent.

Trois limites viennent toutefois en tempérer la portée. La première tient au mécanisme de recueil : comme pour Anthropic, les statistiques publiées excluent les utilisateurs ayant refusé que leurs données soient exploitées à des fins d'entraînement, sans qu'aucun ordre de grandeur du biais correspondant ne soit fourni. Rien ne permet donc d'écarter l'hypothèse que ce refus soit corrélé au pays, au profil de l'utilisateur ou à la nature des usages, ce qui affecterait directement la comparabilité internationale. La deuxième tient à la cohérence des résultats : certains rangs surprennent et s'écartent nettement de ceux obtenus par Anthropic, les États-Unis n'occupant ici que le 29e rang. La troisième tient aux conditions d'exploitation : aucune donnée n'est mise à disposition, et les statistiques diffusées dans les publications de l'entreprise, dont la plus récente (OpenAI, 2026), ne permettent pas d'aller au-delà du classement mis en avant.

Données issues de l'étude du Microsoft AI for Good Lab

Une troisième source de données d'usage provient du laboratoire AI for Good de Microsoft, qui construit un indicateur d'AI User Share estimant, pour 147 pays, la part de la population en âge de travailler recourant effectivement à un outil d'IA (Misra et al., 2025). La méthode repose sur la télémétrie anonymisée des postes Windows, qui permet d'identifier les visites vers une liste prédéfinie de services d'IA générative (ChatGPT, Gemini, Claude, Copilot, DeepSeek ou Mistral, notamment). Un utilisateur n'est comptabilisé qu'à partir de quatre-vingt-dix minutes d'usage mensuel, seuil destiné à écarter les usagers très occasionnels. Cette part observée fait ensuite l'objet de trois retraitements successifs. Le premier vise à corriger l'inégale acceptation de la collecte de données selon les pays : lorsque le taux de consentement national est inférieur à la moyenne mondiale, l'estimation nationale est tirée artificiellement vers la moyenne mondiale d'usage, d'autant plus fortement que ce consentement est faible. Le deuxième extrapole de la base d'utilisateurs Microsoft à l'ensemble de la population, en estimant le taux d'équipement en ordinateurs et tablettes de chaque pays à partir des parts de marché des systèmes d'exploitation. Le troisième étend la mesure aux usages sur mobile, au moyen d'un ratio mobile/ordinateur propre à chaque pays, corrigé du double compte des utilisateurs présents sur les deux supports. Le résultat est enfin rapporté à la population âgée de 15 à 64 ans.

La France occupe le cinquième rang mondial de cet indicateur, avec 41 % de sa population en âge de travailler recourant à un outil d'IA, derrière les Émirats arabes unis (59 %), Singapour (59 %), la Norvège (45 %) et l'Irlande (42 %). Elle devance ainsi nettement l'Allemagne (27 %), le Danemark (27 %) et les États-Unis (26 %), respectivement vingtième, dix-neuvième et vingt-troisième. Ce résultat contraste toutefois fortement avec l'ensemble des autres sources mobilisées, qui placent la France en position intermédiaire au sein de l'Union et sensiblement en retrait des pays nordiques et des États-Unis.

Cette source présente deux atouts. Le premier tient à sa couverture, qui s'étend à 147 pays et permet de situer la France aussi bien vis-à-vis de ses partenaires européens que des États-Unis et des grands pays émergents. Le second, et le plus notable, tient à ce qu'elle constitue la seule mesure directe d'usage issue de données propriétaires qui ne soit pas adossée à un fournisseur unique : la télémétrie retenue agrège les visites vers une vingtaine de services concurrents, ce qui l'affranchit du biais de pénétration commerciale qui affecte les indices publiés par Anthropic et OpenAI. Elle produit en outre un taux d'adoption, et non un simple rang, donc une grandeur directement comparable à celles issues des enquêtes représentatives.

Deux limites en réduisent toutefois la portée. La première tient, ici encore, au mécanisme de recueil : les utilisateurs peuvent refuser la transmission de leurs données de diagnostic, et les auteurs signalent que ce refus est particulièrement répandu dans certaines parties de l'Europe. Le traitement retenu pour y remédier interroge : plutôt que de documenter les taux de refus par pays, les auteurs tirent artificiellement l'estimation nationale vers la moyenne mondiale, d'autant plus fortement que le consentement est faible. Le procédé stabilise sans doute les estimations, mais il tire mécaniquement les pays concernés vers la moyenne mondiale. La seconde limite en découle en partie : les résultats contrastent fortement avec l'ensemble des autres sources mobilisées, qui placent la France en position intermédiaire

au sein de l'UE et sensiblement en retrait des pays nordiques, quand l'indicateur la classe cinquième au niveau mondial, très au-dessus du Danemark et des États-Unis. Aucune piste crédible n'est avancée pour rendre compte de ces écarts, qui pourraient tenir aux différences de taux de consentement de partage des données plutôt qu'à des différences réelles d'adoption. Ces réserves conduisent à ne mobiliser cette source qu'à titre indicatif.

Enquête Google/Ipsos Our Life with AI

Une dernière source a été examinée, sans être finalement retenue : l'enquête Our Life with AI, conduite par Ipsos pour Google entre fin septembre et début octobre 2025 auprès d'environ 21 000 adultes dans 21 pays. La question relative à l'IA générative y porte sur le recours, au cours des douze derniers mois, à des outils tels que ChatGPT, Gemini ou Claude, ou à l'IA pour produire des images, des vidéos ou du son. Sa formulation la rapproche de celle de l'enquête TIC Ménages, ce qui laissait espérer une comparabilité satisfaisante.

Ses atouts sont réels. Menée au niveau des individus, elle occupe une position intermédiaire entre l'enquête TIC Entreprises et les données de requêtes publiées par Anthropic et [OpenAI](#). Son champ géographique dépasse par ailleurs le périmètre européen, en incluant les États-Unis, mais aussi d'autres pays. Sa question, enfin, n'est adossée à aucun fournisseur particulier et englobe plusieurs produits concurrents, ce qui l'affranchit du biais de pénétration commerciale relevé pour les sources précédentes.

Trois limites ont néanmoins conduit à l'écarter. La première tient au champ des pays couverts : aucun pays scandinave n'y figure, alors que ceux-ci constituent la frontière européenne en matière d'adoption, de sorte que la position relative de la France ne peut être appréciée par rapport aux pays les plus avancés. La deuxième, et la plus sérieuse, tient à l'hétérogénéité du plan de sondage : représentatif de la population générale dans certains pays (France, Allemagne, Royaume-Uni, Singapour), l'échantillon est restreint à la population ayant accès à internet dans d'autres, notamment le Brésil, le Mexique, l'Inde, les Émirats arabes unis et le Nigeria. Or le classement apparaît fortement corrélé à la méthode retenue, les taux d'adoption les plus élevés correspondant systématiquement aux échantillons de population en ligne. La troisième tient au niveau même des estimations, très supérieur à celui de toutes les autres sources mobilisées, et notamment de l'enquête TIC Ménages, sans que l'écart trouve d'explication dans la formulation de la question.

Ces trois éléments se conjuguent dans le cas français. La France y apparaît mieux placée que l'Allemagne et que les États-Unis, mais nettement derrière la Pologne, l'Espagne, l'Inde ou le Brésil, hiérarchie difficile à concilier avec les enquêtes représentatives, et dont le second terme rassemble précisément des pays où l'échantillon est restreint à la population connectée. Nous n'avons donc pas retenu cette source pour les comparaisons internationales.

Conclusion sur la diffusion de l'IA en France

Au total, si l'on admet que la représentativité des données privées n'est pas remise en cause, on constate que les Français font preuve, à titre individuel, d'une relative appétence pour les outils d'IA générative, tandis que l'intégration de ces outils dans la sphère professionnelle demeure plus difficile. Comme nous l'avons évoqué, [Bick et al. \(2026\)](#) mettent notamment en avant le rôle des effets de composition et des pratiques managériales pour expliquer ce retard, que l'appétence individuelle ne suffit manifestement pas à compenser.

Mesurer la diffusion de l'IA ne suffit toutefois pas. Comme le rappelle la première section de ce *Focus*, l'adoption technologique peut également être source d'externalités négatives, en raison des risques de concentration du marché et d'inadéquation des technologies. La production des technologies d'IA est en effet aujourd'hui fortement concentrée entre quelques acteurs, souvent non européens. Une adoption trop large, si elle s'adosse à ces seuls acteurs, fait ainsi peser un risque de dépendance durable vis-à-vis d'un ou de plusieurs fournisseurs dominants et, à travers eux, vis-à-vis de puissances étrangères, ainsi qu'un risque d'inadéquation entre les outils diffusés et les besoins réels du tissu productif français. L'articulation entre soutien à l'adoption et soutien à la production d'innovation qui en découle est examinée dans la troisième partie de la Note ; il importe en revanche, dans le cadre de ce *Focus*, de mesurer, parallèlement à la diffusion de l'IA, le degré de dépendance numérique qui l'accompagne. C'est l'objet de la section suivante.

Mesurer la dépendance numérique

Définition

Le [Conseil général de l'économie \(2025\)](#) définit la dépendance numérique comme la situation dans laquelle le fonctionnement d'une organisation (entreprise, administration ou service public) repose sur des solutions numériques fournies par des acteurs étrangers (logiciels, services d'informatique en nuage, infrastructures et, désormais, modèles d'IA), sans qu'existent d'alternatives aisément substituables. Une telle dépendance devient critique lorsqu'elle expose l'organisation, ou le pays dans son ensemble, à un risque jugé inacceptable. Elle peut être observée du côté du secteur privé comme du côté du secteur public, avec des conséquences potentiellement différentes. Pour les entreprises, l'enjeu relève d'abord de la résilience : un fournisseur en position dominante peut capter une part excessive de la valeur, exposer ses clients à des législations extraterritoriales, ou faire peser le risque d'une interruption de service. Pour l'État et les services publics, l'enjeu touche à l'autonomie stratégique. La difficulté à chiffrer cette dépendance tient au manque de données officielles, même si les instituts statistiques européens et nationaux pourraient intégrer des statistiques enrichies sur les échanges de services numériques à partir de 2029 ([CGE, 2025](#)).

Récemment, différentes estimations de la dépendance numérique de la France et de l'Europe ont émaillé le débat public. Elles sont issues de sources diverses, à la méthodologie plus ou moins convaincante ; ce *Focus* en propose une revue critique.

Estimations disponibles de la dépendance numérique du secteur privé

Du côté du secteur privé, le cabinet Asterès a publié en 2025, pour le compte du Cigref, une étude intitulée *La dépendance technologique aux softwares & cloud services américains* : une estimation des conséquences économiques en Europe. Sur la base d'entretiens menés auprès de dirigeants de grands groupes français, celle-ci estime que les entreprises américaines représentent environ 83 % du marché européen du cloud et du logiciel, soit des dépenses de l'ordre de 54 milliards d'euros pour la France, une proportion cohérente avec la place qu'occupent ces entreprises parmi les plus grands fournisseurs mondiaux de cloud et de logiciels. Si ce chiffre a le mérite de fournir un ordre de grandeur, il manque toutefois de base méthodologique consistante : il repose sur des estimations issues d'entretiens avec des dirigeants d'entreprises françaises, sans information sur la représentativité des personnes interrogées ni sur la méthode d'extrapolation conduisant de ces entretiens à un chiffrage du marché français et européen.

Le rapport du CGE (2025) mettait en avant le besoin de créer un « Observatoire de la souveraineté numérique ». Cet observatoire a été installé le 26 janvier 2026 et confié au Haut-Commissariat à la Stratégie et au Plan, avec une triple mission : dresser un diagnostic partagé des dépendances critiques, fournir des outils d'aide à la décision pour les acheteurs publics et privés, et contribuer à l'orientation des politiques publiques en matière de souveraineté numérique¹¹. Pour documenter les dépendances des entreprises françaises, l'observatoire nouvellement créé a lancé un diagnostic national sous la forme d'une consultation des entreprises sur leurs usages numériques critiques, leurs dépendances technologiques et leurs leviers de résilience, ouverte de la mi-mai au 12 juin 2026, et dont les résultats doivent être restitués et publiés après l'été 2026.

Dépendance numérique du secteur public

Du côté du secteur public, la commission d'enquête de l'Assemblée nationale sur les dépendances structurelles et les vulnérabilités systémiques dans le secteur du numérique, dont le rapport a été publié en juillet 2026, a étudié la question similaire de la dépendance numérique de l'administration publique française (Assemblée nationale, 2026). À la différence des estimations disponibles pour le secteur privé, ce rapport s'appuie sur une estimation sourcée, issue des données du ministère de l'Action et des comptes publics et du ministère délégué chargé de l'Intelligence artificielle et du numérique. Le recensement opéré par le gouvernement couvre un montant agrégé de 2,3 milliards d'euros, inférieur au montant des dépenses numériques de l'État déclaré par les différentes personnes auditionnées par la commission d'enquête (4,2 milliards d'euros). S'il n'est donc pas exhaustif, il donne toutefois une vision globale de la répartition des achats par poste de dépense et de la part des fournisseurs extra-européens sur chacun de ces

¹¹ Voir les communiqués du Haut-Commissariat à la Stratégie et au Plan : « Lancement de l'Observatoire de la souveraineté numérique » (27 janvier 2026) et « Observatoire de la souveraineté numérique : lancement d'un diagnostic national auprès des entreprises » (18 mai 2026), disponibles sur <https://www.strategie-plan.gouv.fr>.

postes (tableau 1). L'estimation des dépenses de logiciels des administrations publiques repose sur deux sources : les réponses aux questionnaires recueillies par la rapporteure¹² et les chiffres transmis par la Dinum sur les achats publics.

Tableau 1. Postes de dépenses numériques des administrations et part des fournisseurs extra-européens

Poste de dépenses	Montant annuel (en millions d'euros)	Part des fournisseurs extra-européens
Études informatiques et conseil en urbanisation	981	19 %
Prestations de développement et maintenance informatique	750	23 %
Logiciels pour les DSI	219	64 %
Logiciels pour l'environnement de travail	142	90 %
Logiciels de cybersécurité	103	24 %
Cloud	93	1 %
Logiciels et services d'IA	10	59 %

Source : Assemblée nationale (2026), d'après le ministère de l'Action et des comptes publics et le ministère délégué chargé de l'Intelligence artificielle et du numérique.

Les principales dépenses concernent les prestations d'études informatiques et de conseil (981 millions d'euros par an) et les prestations de développement et de maintenance informatique (750 millions). Pour ces deux postes, la dépendance aux fournisseurs extra-européens est faible (respectivement 19 % et 23 %). Ce résultat rejoint les constats dressés par ailleurs dans le rapport : le développement d'applications à façon et le maintien en conditions opérationnelles des systèmes, principales sources de dépense des administrations, sont réalisés par des entreprises de services du numérique (ESN) principalement localisées en France. Le constat s'inverse pour les dépenses de logiciels : bien que les montants en jeu soient plus modestes, la prédominance des fournisseurs extra-européens s'y confirme, avec une part de 64 % pour les logiciels destinés aux directions des systèmes d'information (DSI) et de 90 % pour les logiciels pour l'environnement de travail (bureautique et systèmes d'exploitation) ; elle atteint par ailleurs 59 % pour les logiciels et services d'IA, poste encore modeste en montant (10 millions d'euros). Au total, les fournisseurs extra-européens représentent une part minoritaire de l'ensemble des achats recensés (29 % sur le périmètre considéré, soit une dépense annuelle de 658 millions d'euros), mais occupent une position très forte sur le segment des logiciels support.

L'examen des principaux fournisseurs des administrations confirme ce diagnostic : parmi les sept premiers fournisseurs pour l'année 2025, cinq sont des entreprises américaines. Microsoft occupe de loin la première place, avec 115 millions d'euros de dépenses en 2025 sur le périmètre de la commission d'enquête, devant VMware (34,1 millions), l'allemand SAP (29 millions), Oracle (23,1 millions), Red Hat (17,1 millions) et, à égalité, IBM et le français Sopra (13 millions chacun).

Ces travaux fournissent ainsi, pour l'administration publique, l'estimation la mieux sourcée disponible à ce jour. Ils ne couvrent toutefois qu'une fraction de l'économie : il serait important de disposer d'un chiffrage aussi rigoureux de la dépendance numérique de l'ensemble de l'économie française et européenne, et non de sa seule administration, ce qui renvoie au besoin de statistiques officielles souligné par le rapport du [Conseil général de l'économie](#) évoqué ci-dessus.

Pistes pour une mesure statistique de la dépendance numérique

Une autre approche pour documenter la dépendance numérique consisterait à mobiliser des données officielles existantes. La Note du CAE sur la résilience dans la mondialisation ([Jaravel et Méjean, 2021](#)) en fournit une illustration dans le champ des biens : à partir des données douanières, exhaustives et disponibles à un niveau très fin, elle identifie les produits importés pour lesquels la France présente des dépendances stratégiques¹³ et en déduit des politiques de résilience ciblées. La transposition d'une telle démarche à la dépendance numérique se heurte toutefois à la nature

¹² Sur un périmètre couvrant les administrations d'État, quatre établissements publics à caractère administratif (France Travail, la Cnam, la Cnav et la CAF) et l'AP-HP, établissement public de santé.

¹³ Ceux dont l'approvisionnement est concentré sur un petit nombre de fournisseurs difficilement substituables

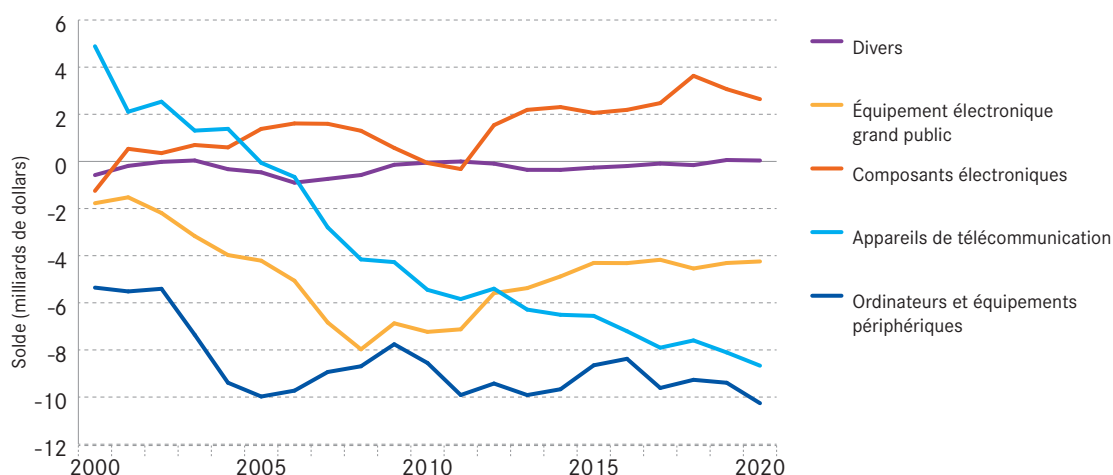
des flux concernés : les services numériques sont précisément le champ où les statistiques officielles demeurent parcellaires.

Dans quelle mesure une telle démarche est-elle transposable au numérique ? La réponse diffère selon que l'on considère la composante matérielle ou immatérielle de la dépendance.

Dépendance au matériel informatique

S'agissant du volet matériel (hardware), les données douanières couvrent les biens des technologies de l'information et de la communication au même titre que les autres marchandises, et permettent d'en dresser un panorama précis. Il en ressort que le solde commercial de la France sur les biens TIC s'est particulièrement dégradé entre 2003 (-4 milliards d'euros) et 2020 (-21 milliards d'euros). La figure 2 détaille cette évolution en distinguant cinq catégories de biens.

Figure 3. Composantes du solde commercial de la France en biens TIC



Source : OCDE, Going Digital Toolkit – solde des échanges de biens TIC par catégorie (Milliards de \$).

Le solde sur les ordinateurs et équipements périphériques est historiquement négatif ; il s'est aggravé entre 2002 et 2006, passant de -5 à -8 milliards d'euros, et est stable depuis. Les appareils de télécommunication connaissent une dégradation progressive et continue, le solde passant de +4 milliards d'euros en 2000 à -8 milliards en 2020, traduisant le lent déclin d'un secteur disposant historiquement de champions nationaux, comme Alcatel, qui ont progressivement perdu leur rayonnement international depuis le début des années 2000. À l'inverse, le solde des composants électroniques s'améliore, passant d'un niveau proche de l'équilibre entre 2000 et 2010 à un excédent d'environ +2 milliards d'euros entre 2013 et 2020. Les équipements électroniques grand public (micro-informatique, télévisions, radios, etc.) voient leur solde se dégrader lentement, de -2 milliards d'euros en 2000 à -7 milliards en 2008, avant une remontée progressive jusqu'à -4 milliards en 2015, niveau stable depuis. Enfin, la catégorie des biens divers, regroupant par exemple les lasers ou les cartes mémoire flash, affiche un solde faible en valeur absolue et stable autour de zéro.

Deux enseignements se dégagent de cette décomposition. La dégradation du solde commercial de la France en biens TIC dans les années 2000 provient de la baisse conjointe de trois catégories : les ordinateurs et équipements périphériques, les appareils de télécommunication et les équipements électroniques grand public. La stabilisation du solde autour de -16 milliards d'euros dans les années 2010 résulte quant à elle de la conjonction de deux effets contraires : la poursuite de la dégradation du solde des appareils de télécommunication, d'une part, et l'amélioration des soldes des équipements électroniques grand public et des composants électroniques, d'autre part. Ce panorama illustre ce que les données existantes permettent d'ores et déjà d'établir pour la composante matérielle de la dépendance numérique.

Dépendance aux services et logiciels informatiques

La composante immatérielle, en revanche, échappe largement aux instruments de mesure existants, pour au moins quatre raisons. La première tient à l'absence de comptabilisation systématique des échanges de services :

contrairement aux marchandises, qui franchissent physiquement une frontière et y sont enregistrées par les douanes, les échanges de services ne font l'objet d'aucun enregistrement exhaustif. La deuxième tient au niveau d'agrégation des enquêtes sur les échanges de services qui permettent d'obtenir un ordre de grandeur de nos importations et exportations de services : leurs catégories, trop agrégées, confondent une prestation de conseil numérique, un logiciel de traitement de texte et une licence d'accès aux modèles d'un fournisseur de LLM. Dans la nomenclature du Manuel de la balance des paiements et de la position extérieure globale du FMI (sixième édition, dite MBP6), l'ensemble de ces services relève ainsi de la seule catégorie des « services TIC », qui regroupe les services informatiques et les services de télécommunication ; le tableau 2 présente les différents services regroupés au sein de cette catégorie unique (FMI, 2009). La troisième raison tient aux conventions comptables applicables aux logiciels : un achat de logiciel est comptabilisé en « services TIC » si la licence est acquise pour une durée courte, inférieure à un an, mais en investissement immatériel si elle est acquise pour plus d'un an, ou pour un an renouvelable par tacite reconduction, configuration la plus fréquente en pratique. Dans ce dernier cas, les achats de logiciels étrangers ne sont comptabilisés ni comme des importations de services ni comme des importations de biens, et peuvent donc en partie échapper aux statistiques du commerce extérieur. La quatrième raison, enfin, tient à l'absence de toute enquête sur l'utilisation du numérique par les particuliers, alors que la dépendance numérique passe aussi par l'usage privé, et non par les seuls outils mis à disposition par les entreprises : lorsqu'un particulier achète un logiciel ou souscrit un abonnement (une suite bureautique ou un service de stockage en ligne, par exemple), cette dépense n'entre pas dans les statistiques du commerce extérieur de services.

Tableau 2. Les services regroupés au sein de la catégorie « services TIC » de la balance des paiements

EBOPS 2010	Description EBOPS 2010	CPC Ver.2.1	Description CPC Ver.2.1	ISIC Rev.4	Description ISIC Rev.4
9.1	Services de télécommunications	841	Services de téléphonie et autres services de télécommunications	61	Télécommunications
		842	Services de télécommunications par Internet		
		84631	Services de diffusion (broadcasting)	60*	Activités de programmation et de diffusion
9.2.1	Services informatiques - Logiciels informatiques	83143	Logiciels originaux	5820	Édition de logiciels
		8434	Téléchargements de logiciels		
		84391	Jeux en ligne		
		84392	Logiciels en ligne		
9.2.2	Services informatiques Autres services informatiques	8313	Services de conseil et de support informatique	6202	Conseil en informatique et gestion d'installations informatiques
		83141	Services de conception et de développement d'applications	6201	Programmation informatique
		83142	Services de conception et de développement de réseaux et de systèmes	6202	Conseil en informatique et gestion d'installations informatiques
		8315	Services d'hébergement et de fourniture d'infrastructure informatique (IT)	6311	Traitement de données, hébergement et activités connexes

		8316	Services de gestion d'infrastructure et de réseau informatique	6202	Conseil en informatique et gestion d'installations informatiques
		8713	Services de maintenance et de réparation d'ordinateurs et de matériel périphérique	9511*	Réparation d'ordinateurs et de matériel périphérique
		92919*	Autres services d'éducation et de formation, n.c.a.	8549*	Autre enseignement
8.3	Licences de reproduction et/ou de distribution de logiciels informatiques	73311	Services de licence pour le droit d'utiliser des logiciels informatiques	5820*	Édition de logiciels

Source : Manuel de la balance des paiements et de la position extérieure globale, sixième édition (MBP6), FMI

Plusieurs pistes permettraient de lever ces difficultés. La première consiste à désagréger la nomenclature, afin de fournir un niveau de détail plus grand sur nos dépendances en distinguant, au sein des « services TIC », les prestations de conseil, les logiciels et les services de cloud ou d'IA. Les données de la Banque de France issues de la balance des paiements pourraient permettre d'identifier les transactions vers des fournisseurs de services de cloud et de LLM. Cette approche a déjà été mise en œuvre pour la mesure du commerce électronique : à partir des données de paiements par carte bancaire collectées par la Banque de France, les importations numériques des ménages français ont pu être estimées à 54 milliards d'euros en 2022, soit 3,9 % de leur consommation (Gigout-Magiorani et Lavenant, 2025), comblant ainsi, pour le commerce électronique, l'angle mort des usages des particuliers évoqué ci-dessus. Une collaboration entre la Banque de France, l'Insee et des experts, en lien avec l'OCDE, pourrait permettre d'identifier les acteurs clés du numérique fournissant des services de cloud ou de LLM. Un précédent existe enfin avec l'étude sur le tourisme réalisée à partir de données de téléphonie mobile ([Cousin & Hillaireau, 2018](#)), qui valide la faisabilité de l'utilisation de données non traditionnelles.

Références

- Acemoglu, Daron (2024) : « The Simple Macroeconomics of AI » *Economic Policy*, 2025, 40 (121), 13–58.
- Aghion, P. et P. Howitt (1992) : « A Model of Growth through Creative Destruction », *Econometrica*, vol. 60, n° 2, p. 323-351.
- Aghion, P. et S. Bunel (2024) : « AI and Growth: Where Do We Stand? », Policy Note, juin.
- Aghion, P., Bunel, S., Jaravel, X., Mikaelson, T., Roulet, A. et Søgaaard, J. (2025) : « How Different Uses of AI Shape Labor Demand: Evidence from France », *AEA Papers and Proceedings*, vol. 115, pp. 62-67.
- Aghion, P., Antonin, C., Bunel, S. et Jaravel, X. (2026) : « Modern Manufacturing Capital, Labor Demand, and Product Market Dynamics: Evidence from France », *American Economic Journal: Macroeconomics*, à paraître.
- Anthropic (2026) : The Anthropic Economic Index, janvier 2026 (données de novembre 2025).
- Assemblée nationale (2026) : Rapport fait au nom de la commission d'enquête sur les dépendances structurelles et les vulnérabilités systémiques dans le secteur du numérique et les risques pour l'indépendance de la France, rapport n° 3054, C. Chatelain (rapporteuse) et P. Latombe (président), juillet.
- Asterès (2025) : La dépendance technologique aux softwares & cloud services américains : une estimation des conséquences économiques en Europe, étude réalisée pour le compte du Cigref.
- Babina, T., Fedyk, A., He, A. et Hodson, J. (2024) : « Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation », *Journal of Financial Economics*, vol. 151, 103745.
- Bandiera, O. et I. Rasul (2006) : « Social Networks and Technology Adoption in Northern Mozambique », *Economic Journal*, vol. 116, n° 514, p. 869-902.
- Banerjee, A. (1992) : « A Simple Model of Herd Behavior », *Quarterly Journal of Economics*, vol. 107, n° 3, p. 797-817.
- Banque européenne d'investissement (2025) : EIB Investment Survey 2025.
- Besley, T. et A. Case (1993) : « Modeling Technology Adoption in Developing Countries », *American Economic Review*, vol. 83, n° 2, p. 396-402.
- Bick, A., A. Blandin, D.J. Deming, N. Fuchs-Schündeln et J. Jessen (2026) : « Mind the Gap: AI Adoption in Europe and the US », *Brookings Papers on Economic Activity*, 2026.
- Bikhchandani, S., D. Hirshleifer et I. Welch (1992) : « A Theory of Fads, Fashion, Custom, and Cultural Change as Informational Cascades », *Journal of Political Economy*, vol. 100, n° 5, p. 992-1026.
- Bilgin, N.M., E. Faia et G. Ottaviano (2025) : « Technology Spillovers, Diffusion and Rivalry in Firm Networks », *CEPR Discussion Paper*, n° 19804.
- Bilgin, N.M. et G. Ottaviano (2026) : « AI Unbound: Digital Infrastructure, AI Adoption, and Firm Performance », *CEPR Discussion Paper*, n° 2172.
- Bloom, N., M. Schankerman et J. Van Reenen (2013) : « Identifying Technology Spillovers and Product Market Rivalry », *Econometrica*, vol. 81, n° 4, p. 1347-1393.
- Bresnahan, T. et M. Trajtenberg (1995) : « General Purpose Technologies: 'Engines of Growth'? », *Journal of Econometrics*, vol. 65, n° 1, p. 83-108.
- Brynjolfsson, E., Li, D. et Raymond, L. (2025) : « Generative AI at Work », *Quarterly Journal of Economics*, vol. 140, n° 2, pp. 889-942.
- Commission européenne (2025) : Artificial Intelligence and the Future of Work, Special Eurobarometer 554, Direction générale de l'emploi, des affaires sociales et de l'inclusion, Union européenne.
- Conley, T. et C. Udry (2010) : « Learning about a New Technology: Pineapple in Ghana », *American Economic Review*, vol. 100, n° 1, pp. 35-69.
- Conseil général de l'économie (CGE) (2025) : Mission de préfiguration d'un observatoire de souveraineté numérique, rapport n° 2025/05/CGE/SG à la ministre déléguée chargée de l'intelligence artificielle et du numérique.
- Cousin, G. et Hillaireau, F. (2018) : « Can Mobile Phone Data Improve the Measurement of International Tourism in France? », *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 505-506, 89–107.
- David, P.A. (1985) : « Clio and the Economics of QWERTY », *American Economic Review*, vol. 75, n° 2, pp. 332-337.
- David, P.A. (1990) : « The Dynamo and the Computer: An Historical Perspective on the Modern Productivity Paradox », *American Economic Review*, vol. 80, n° 2, pp. 355-361.
- Eurostat (2025a) : ICT Usage and e-Commerce in Enterprises, enquête européenne sur l'utilisation des technologies de l'information et de la communication et le commerce électronique dans les entreprises, données 2025, Eurostat, base de données Digital Economy and Society.

- Eurostat (2025b) : EU Survey on the Use of ICT in Households and by Individuals, enquête européenne sur l'utilisation des technologies de l'information et de la communication dans les ménages et par les individus, données 2025, Eurostat, base de données Digital Economy and Society.
- FMI (2009) : Manuel de la balance des paiements et de la position extérieure globale, sixième édition (MBP6), Fonds monétaire international.
- Foster, A. et M. Rosenzweig (1995) : « Learning by Doing and Learning from Others: Human Capital and Technical Change in Agriculture », *Journal of Political Economy*, vol. 103, n° 6, pp. 1176-1209.
- Gigout-Magiorani, T. et É. Lavenant (2025) : « Le commerce numérique et les consommateurs français dans la mondialisation », dans *L'économie et la société à l'ère du numérique*, Insee Références, édition 2025, octobre.
- Google/Ipsos (2026) : Our Life with AI, enquête internationale menée dans 21 pays, septembre-octobre 2025.
- Griliches, Z. (1957) : « Hybrid Corn: An Exploration in the Economics of Technological Change », *Econometrica*, vol. 25, n° 4, pp. 501-522.
- Gross, D.P. (2018) : « Scale versus Scope in the Diffusion of New Technology: Evidence from the Farm Tractor », *RAND Journal of Economics*, vol. 49, n° 2, pp. 427-452.
- Hall, B.H. (2004) : « Innovation and Diffusion », NBER Working Paper, n° 10212 ; publié dans J. Fagerberg, D. Mowery et R. Nelson (éds), *The Oxford Handbook of Innovation*, Oxford University Press, 2005.
- Hall, B.H. et J. Lerner (2010) : « The Financing of R&D and Innovation », dans B.H. Hall et N. Rosenberg (éds), *Handbook of the Economics of Innovation*, vol. 1, North-Holland, pp. 609-639.
- Hampole, M., Papanikolaou, D., Schmidt, L. D. W. et Seegmiller, B. (2025) : « Artificial Intelligence and the Labor Market », NBER Working Paper, n° 33509.
- Jaravel, X. et I. Méjean (2021) : « Quelle stratégie de résilience dans la mondialisation ? », Note du CAE, n° 64, avril.
- Keller, W. (2004) : « International Technology Diffusion », *Journal of Economic Literature*, vol. 42, n° 3, pp. 752-782.
- Misra, A., J. Wang, S. McCullers, K. White et J. Lavista Ferres (2025) : « Measuring AI Diffusion: A Population-Normalized Metric for Tracking Global AI Usage », arXiv:2511.02781.
- Moscona, J. et K.A. Sastry (2025) : « Inappropriate Technology: Evidence from Global Agriculture », NBER Working Paper, n° 33500.
- Munshi, K. (2004) : « Social Learning in a Heterogeneous Population: Technology Diffusion in the Indian Green Revolution », *Journal of Development Economics*, vol. 73, n° 1, pp. 185-213.
- Noy, S. et Zhang, W. (2023) : « Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence », *Science*, vol. 381, n° 6654, pp. 187-192.
- OCDE (2026) : OECD Going Digital Toolkit, tableau de bord d'indicateurs sur la transformation numérique, OCDE, Paris.
- OCDE/BCG/INSEAD (2025) : The Adoption of Artificial Intelligence in Firms: New Evidence for Policymaking.
- OpenAI (2026) : OpenAI Signals Global Report, février 2026.
- Peng, S., Kalliamvakou, E., Cihon, P. et Demirer, M. (2023) : « The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot », arXiv preprint.
- Romer, P. (1990) : « Endogenous Technological Change », *Journal of Political Economy*, vol. 98, n° 5, p. S71-S102.



**conseil d'analyse
économique**

Le Conseil d'analyse économique, créé auprès du Premier ministre, a pour mission d'éclairer, par la confrontation des points de vue et des analyses de ses membres, les choix du gouvernement en matière économique.

Président délégué Xavier Jaravel

Secrétaire général Augustin Vicard

Conseillers scientifiques

Jean Beuve, Samuel Delpeuch,
Claudine Desrieux, Arthur Poirier

Économistes/Chargés d'études

Angela Gales, Nicolas Grimprel, Iris Laugier

Assistante du président délégué

Orkia Saïb

Membres Adrien Auclert, Emmanuelle Auriol,
Antonin Bergeaud, Antoine Bozio, François Fontaine,
Julien Grenet, Fanny Henriot, Xavier Jaravel,
Florence Jusot, Sébastien Jean, Isabelle Méjean,
Thomas Philippon, Vincent Pons, Xavier Ragot,
Alexandra Roulet, Katheline Schubert,
Emmanuelle Taugourdeau, Jean Tirole

Correspondants

Dominique Bureau, Benoît Mojon, Anne Perrot,
Aurélien Saussay, Ludovic Subran

Toutes les publications du Conseil d'analyse
économique sont téléchargeables sur son site :
www.cae-eco.fr

ISSN 2971-3560 (imprimé)

ISSN 2999-2524 (en ligne)

Directeur de la publication Xavier Jaravel

Directeur de la rédaction Augustin Vicard

Édition et contact presse Hélène Spoladore,

assistée de Marine Toutay
helene.spoladore@cae-eco.fr — Tél. : 01 42 75 77 47