

# WORKING PAPER

Février 2026

## Le Compute-Adjusted Competitiveness Index (CACI) : Mesurer l'impact du protectionnisme IA américain sur la compétitivité mondiale en IA

Fabrice Pizzi  
Paris, France

### Résumé

Cet article introduit le Compute-Adjusted Competitiveness Index (CACI), un indicateur composite inédit conçu pour mesurer la compétitivité nationale en IA en capturant l'interaction entre la capacité de calcul installée, les coûts énergétiques, le PIB et la main-d'œuvre IA.

Mots-clés : compétitivité IA, écart de compute, protectionnisme technologique, contrôles à l'export, CACI, données de panel, semi-conducteurs, politique énergétique, Section 232, souveraineté numérique européenne

Codes JEL : F13 (Politique commerciale), L63 (Semi-conducteurs), O33 (Changement technologique), O38 (Politique publique)

### 1. Introduction

L'intelligence artificielle remodèle les fondements de la compétitivité économique mondiale. Depuis le lancement de ChatGPT en novembre 2022 et la vague d'investissements dans les modèles de fondation qui a suivi, l'IA générative est apparue comme une technologie de transformation transversale. Pourtant, l'accès à l'infrastructure nécessaire pour entraîner et déployer des modèles frontier — en particulier les GPU avancés et l'énergie abordable pour les centres de données — est devenu profondément asymétrique.

Dans ce contexte, les États-Unis ont progressivement érigé un régime de contrôle sur l'accès aux technologies IA de pointe. À partir d'octobre 2022, le Bureau of Industry and Security (BIS) a imposé des restrictions sur les exportations de GPU avancés vers la Chine. En janvier 2025, l'AI Diffusion Rule a segmenté le monde en trois niveaux d'accès. En mai 2025, l'administration Trump a abrogé cette règle et l'a remplacée en janvier 2026 par une règle finale combinant des tarifs de 25 % (Section 232) sur les semi-conducteurs IA avancés avec des contrôles à l'export révisés.

Ces mesures, officiellement motivées par des impératifs de sécurité nationale, produisent de facto un avantage concurrentiel structurel pour les entreprises américaines : celles-ci jouissent d'un accès illimité au compute de pointe, tandis que les acteurs d'autres régions — y compris les alliés européens — font face à des contraintes croissantes en termes de coût, de disponibilité et de certitude réglementaire.

Malgré l'ampleur de ces évolutions, la littérature économique manque d'un cadre quantitatif pour mesurer l'écart de compétitivité qui en résulte. Les indicateurs existants — dépenses de R&D, nombre de brevets, métriques de publications IA — ne capturent pas l'infrastructure matérielle qui détermine de plus en plus la capacité productive en IA. Cet article comble cette lacune en proposant le Compute-Adjusted Competitiveness Index (CACI), un indicateur composite qui intègre la capacité de calcul installée, le coût énergétique, le PIB et la main-d'œuvre IA dans un cadre analytique unique.

Nos contributions sont triples. Premièrement, nous formalisons le compute comme quatrième facteur de production à l'ère de l'IA, en nous appuyant sur la théorie des technologies à usage général de Bresnahan et Trajtenberg (1995). Deuxièmement, nous construisons et validons le CACI par des méthodes économétriques à l'aide de données de panel couvrant 12 économies (2020–2024), démontrant sa significativité statistique en tant que prédicteur de la productivité sectorielle IA. Troisièmement, nous appliquons le cadre CACI pour quantifier l'écart de compétitivité IA entre les États-Unis et l'Europe et proposer des scénarios prospectifs pour 2026–2030.

L'article est structuré comme suit. La section 2 passe en revue la littérature pertinente. La section 3 présente le cadre CACI et sa définition formelle. La section 4 décrit nos données et notre méthodologie empirique. La section 5 rapporte les résultats économétriques. La section 6 analyse l'écart de compute US-UE. La section 7 développe des scénarios prospectifs. La section 8 discute les implications politiques.

## 2. Revue de littérature

### 2.1 L'IA comme technologie à usage général

L'intuition fondatrice de notre cadre provient de la théorie des technologies à usage général (TUG) de Bresnahan et Trajtenberg (1995). Les TUG se caractérisent par leur omniprésence, leur potentiel inhérent d'amélioration et leurs complémentarités d'innovation. L'IA — en particulier les grands modèles de langage et les modèles de fondation — satisfait clairement ces critères. Cependant, contrairement aux TUG précédentes (vapeur, électricité, semi-conducteurs), l'IA nécessite une infrastructure de calcul massive dont le coût et la distribution sont très inégaux.

Brynjolfsson, Rock et Syverson (2019) apportent le complément crucial avec leur théorie de la courbe en J : les gains de productivité des TUG sont retardés car les entreprises doivent investir dans des actifs complémentaires — restructuration organisationnelle, formation des travailleurs, refonte des processus — avant de récolter les bénéfices. Cela implique que les pays ayant un accès précoce au compute ont un avantage doublement croissant : ils débutent la courbe en J plus tôt et accumulent des actifs complémentaires que les retardataires ne peuvent pas facilement dupliquer.

### 2.2 Interdépendance instrumentalisée et contrôle des points d'étranglement

Farrell et Newman (2019) introduisent le concept d'« interdépendance instrumentalisée » : les États peuvent exploiter la structure asymétrique des réseaux mondiaux pour contraindre d'autres acteurs. Ils identifient deux mécanismes : l'effet panoptique (surveillance via le contrôle des nœuds d'information) et l'effet d'étranglement (perturbation via le contrôle des goulets d'approvisionnement). Le monopole de conception de Nvidia (>80 % des GPU d'entraînement IA) et le monopole d'ASML en lithographie EUV constituent deux points d'étranglement exploitables.

Les contrôles à l'export d'octobre 2022, l'AI Diffusion Rule et la Section 232 instrumentalisent explicitement ces points d'étranglement. L'administration Trump a proposé de monétiser ce levier (25 % des revenus des ventes chinoises, septembre 2025), marquant une transition du déni d'accès vers l'extraction de rentes — une évolution théoriquement significative que les cadres de sécurité nationale seuls ne peuvent expliquer.

### 2.3 La lacune de mesure

Les indices de compétitivité existants ne capturent pas la dimension compute. Le Global AI Index (Tortoise), le AI Index de Stanford HAI et le Digital Economy Outlook de l'OCDE utilisent des proxies comme les dépenses de R&D, le nombre de publications et les dépôts de brevets. Ceux-ci sont utiles mais ne mesurent pas le facteur qui détermine de plus en

plus la capacité productive : l'infrastructure de calcul installée et son coût d'exploitation. Le CACI est conçu pour combler cette lacune.

### 3. Le cadre CACI

#### 3.1 Fondement conceptuel

Nous soutenons que la compétitivité IA au niveau national est déterminée par quatre facteurs en interaction : (i) la capacité de calcul installée, (ii) le coût énergétique pour les centres de données, (iii) la capacité d'absorption économique, et (iv) la main-d'œuvre qualifiée en IA. Le CACI capture leur interaction dans une structure multiplicitative qui reflète les complémentarités entre facteurs.

L'intuition est la suivante. La capacité IA effective d'un pays est croissante en compute (plus de FLOPs signifie que plus de modèles peuvent être entraînés et plus d'inférences traitées) et décroissante en coût énergétique (une électricité moins chère rend chaque FLOP plus abordable et donc plus productif). La normalisation par le PIB et la main-d'œuvre transforme un indice de taille absolue en indice d'intensité : nous mesurons la densité de compute par unité d'activité économique, pas la taille brute.

#### 3.2 Définition formelle

$$\text{CACI}(r, t) = [F(r, t) \times E(r, t)^{-1}] / [GDP(r, t) \times L(r, t)]$$

où :

$F(r, t)$  = capacité de calcul IA installée de la région  $r$  au temps  $t$ , mesurée en PetaFLOPs (source : Epoch AI, Hawkins et al. 2025, CFG Europe) ;

$E(r, t)$  = coût énergétique pour les centres de données en \$/MWh (source : Eurostat, EIA, AIE 2025) ;

$GDP(r, t)$  = produit intérieur brut en milliers de milliards USD (source : Banque mondiale, FMI) ;

$L(r, t)$  = main-d'œuvre IA en milliers, approchée par les diplômés STEM + certifications IA (source : OCDE, LinkedIn Economic Graph).

Le CACI est adimensionnel et interprétable comme le ratio de l'offre effective de compute à la demande économique de compute. Un CACI plus élevé indique une plus grande intensité de compute IA par rapport à la taille économique — un avantage structurel à l'ère de l'IA.

#### 3.3 Propriétés et limites

La structure multiplicative capture les complémentarités entre composantes : un pays avec un compute élevé mais une énergie prohibitivement chère obtient un score inférieur à celui ayant un compute modéré et une énergie bon marché. La normalisation par  $\text{PIB} \times L$  évite un pur effet de taille : les petites économies avancées (Suède, Canada) peuvent obtenir des scores comparables à ceux de grandes économies avec un compute absolu moindre mais mieux distribué.

Nous reconnaissons plusieurs limites. Premièrement, le CACI ne capture pas le compute basé sur le cloud accédé depuis des fournisseurs étrangers — un facteur significatif pour les entreprises européennes utilisant les hyperscalers américains. Deuxièmement, la qualité de la main-d'œuvre est imparfaitement approchée par la quantité. Troisièmement, les effets réglementaires opèrent avec des décalages que notre index statique ne capture pas entièrement. Nous abordons ces limites dans les extensions proposées.

## 4. Données et stratégie empirique

### 4.1 Construction du panel

Nous construisons un panel équilibré couvrant 12 économies sur la période 2020–2024 (N = 60 observations). L'échantillon comprend les États-Unis, la Chine, le Royaume-Uni, l'Allemagne, la France, le Japon, la Corée du Sud, l'Inde, le Canada, les Pays-Bas, le Brésil et la Suède. La sélection reflète la couverture des données et la diversité géographique.

Tableau 1. Variables du panel et sources.

Les contrôles supplémentaires incluent les dépenses de R&D (% du PIB), la pénétration d'Internet, un indice de charge réglementaire, et une variable muette pour les contrôles à l'export américains (1 pour la Chine post-2022, 0,5 pour les pays Tier 2 post-2024).

### 4.2 Spécification économétrique

Nous estimons le modèle log-log suivant, permettant une interprétation en termes d'élasticités :

$$\ln(\text{PROD}_{it}) = \alpha + \beta_1 \ln(\text{CACI}_{it}) + \beta_2 \ln(\text{GDP/cap}_{it}) + \beta_3 \text{REG}_{it} + \beta_4 \text{EXPORT}_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}$$

où PROD<sub>it</sub> est le gain de productivité sectorielle IA du pays i au temps t, CACI<sub>it</sub> est l'indice composite, GDP/cap est un proxy de développement, REG capture la charge réglementaire, EXPORT est la variable de contrôle à l'export,  $\mu_i$  sont les effets fixes pays, et  $\lambda_t$  sont les effets fixes temporels.

Nous comparons trois estimateurs : (M1) MCO groupés avec erreurs-types robustes à l'hétéroscédasticité (White/HC1), fournissant une borne inférieure conservative ; (M2) Effets Fixes (estimateur intra) avec effets entité et temps, erreurs-types regroupées par pays ; et (M3) Effets Aléatoires (GLS), comparé aux EF via le test de Hausman.

## 5. Résultats économétriques

### 5.1 Résultats principaux

Tableau 2. Résultats des régressions de panel. Erreurs-types robustes (regroupées) entre parenthèses. \*\*\* p < 0,01, \*\* p < 0,05, \* p < 0,10.

Le coefficient de ln(CACI) est positif et statistiquement significatif au seuil de 1 % dans les trois spécifications. L'estimateur à effets fixes — privilégié par le test de Hausman ( $\chi^2 = 13,91$ ,  $p = 0,001$ ) — donne une élasticité de 0,251 : une augmentation de 10 % du CACI est associée à une hausse de 2,5 % de la productivité sectorielle IA.

Le R<sup>2</sup> intra de 0,692 dans le modèle EF indique que le CACI, combiné aux contrôles et aux effets fixes, explique près de 70 % de la variance intra-pays de la productivité IA — un pouvoir explicatif remarquable pour un indice composite inédit.

La variable de contrôle à l'export est significative en MCO groupés ( $\beta = 0,40$ ,  $p < 0,05$ ) mais perd sa significativité en EF, suggérant que son effet est absorbé par les effets fixes pays — cohérent avec des contrôles affectant principalement la Chine, dont l'effet fixe capture l'essentiel de la variation.

Figure 1. Corrélation CACI–Productivité IA en coupe transversale (2024). Taille des bulles proportionnelle au PIB. La droite de régression MCO confirme la relation positive. Les États-Unis dominent en valeur absolue ; les petites économies avancées (Suède, Canada) surpassent les grandes économies (Inde, Brésil) par rapport à leur taille.

## 5.2 Test de Hausman

Le test de Hausman compare les estimateurs EF et EA. Sous  $H_0$ , les effets individuels ne sont pas corrélés avec les régresseurs, rendant les EA efficientes. Nous obtenons  $\chi^2 = 13,91$  ( $p = 0,001$ ), rejetant  $H_0$  au seuil de 1 %. Le modèle à effets fixes est donc préféré, ce qui est théoriquement cohérent : la compétitivité IA des pays est corrélée avec des facteurs non observés (qualité institutionnelle, culture d'innovation) qui sont probablement corrélés avec les régresseurs.

## 5.3 Tests de robustesse

### 5.3.1 Décomposition des composantes du CACI

Pour vérifier que le CACI ne masque pas des effets contradictoires entre ses composantes, nous estimons un modèle EF avec composantes décomposées :  $\ln(F)$ ,  $\ln(E^{-1})$ ,  $\ln(GDP/cap)$ , plus contrôles. Le coefficient du compute brut ( $\ln F$ ) est de 0,301 ( $p < 0,01$ ), dominant les effets énergie et main-d'œuvre. L'énergie est significative et du signe attendu ( $\beta = 0,12$ ,  $p < 0,05$ ). Le coefficient de main-d'œuvre est positif mais non significatif ( $\beta = 0,08$ ,  $p = 0,22$ ), probablement en raison de l'erreur de mesure dans notre proxy. Le CACI agrège ces composantes de manière cohérente.

### 5.3.2 Pondération alternative

Nous testons une spécification linéaire pondérée : F (40 %), E (25 %), L (20 %), Régulation (15 %). Le coefficient est positif (0,042) mais non significatif ( $p = 0,40$ ), reflétant la perte de variance inter-pays due à la normalisation 0–1. La spécification multiplicative originale préserve la variance et domine l'alternative linéaire.

### 5.3.3 Exclusion des valeurs aberrantes

L'exclusion des États-Unis (potentielle valeur aberrante en compute) réduit le coefficient EF à environ 0,18 mais maintient la significativité ( $p < 0,05$ ). L'exclusion de la Chine (soumise aux contrôles à l'export) ne modifie pas substantiellement les résultats. La robustesse aux exclusions individuelles confirme que les résultats ne dépendent d aucun pays unique.

*Figure 2. Stabilité du coefficient CACI  $\beta$  à travers les trois spécifications, avec intervalles de confiance à 95 %. Le coefficient est systématiquement positif et significatif, variant de 0,17 (MCO, borne conservatrice) à 0,50 (EA).*

## 6. L'écart de compute US-UE : structure et déterminants

### 6.1 Quantification de l'écart

Le cadre CACI permet une quantification précise des avantages de compute entre pays. La figure 3 présente le ratio CACI(US)/CACI(pays) pour tous les pays du panel en 2024.

*Figure 3. Ratios CACI(US)/CACI(pays) en 2024. La France présente un ratio d'environ 8–10:1, cohérent avec les estimations qualitatives. Le Brésil et l'Inde présentent des ratios encore plus élevés.*

Le ratio moyen US-UE (Allemagne, France, Pays-Bas, Suède) se situe entre 7:1 et 12:1 selon la comparaison spécifique. Ce ratio est cohérent avec des estimations indépendantes : Hawkins et al. (2025) documentent un écart brut de compute de 15:1 ; le Federal Reserve Board (2025) estime que les gains de productivité de l'IA aux États-Unis sont « significativement supérieurs à ceux observés dans les économies comparables de l'UE ».

## 6.2 Protectionnisme à trois niveaux

Nous identifions trois couches de protectionnisme technologique américain, chacune renforçant les autres :

Niveau 1 : Déni d'accès. Les contrôles à l'export (octobre 2022, AI Diffusion Rule, Entity List) restreignent l'accès aux GPU de pointe pour les adversaires (Chine, Russie, Iran). Cela crée un plafond absolu de compute pour les pays ciblés.

Niveau 2 : Tarification. Les tarifs Section 232 (25 % sur les semi-conducteurs IA, janvier 2026) imposent un surcoût à tous les importateurs. Bien que ciblant actuellement les réexportations chinoises, le mécanisme est en place pour une extension à toutes les origines — signalée pour juillet 2026.

Niveau 3 : Attraction gravitationnelle. Les exemptions domestiques des tarifs, l'énergie moins chère (50–65 \$/MWh contre 110–145 \$/MWh dans l'UE), et l'agglomération de talents créent un effet de gravité : capitaux, chercheurs et entreprises convergent vers les États-Unis, renforçant leur avantage en compute par des forces de marché plutôt que par décret.

L'enseignement critique est que les niveaux 2 et 3 affectent les alliés, pas seulement les adversaires. Les entreprises européennes font face au même surcoût tarifaire et à la même attraction gravitationnelle, bien qu'elles ne soient pas les cibles visées. La conséquence structurelle est un élargissement de l'écart de compétitivité qui ne peut être comblé par les seuls mécanismes de politique industrielle conventionnels.

## 6.3 Trajectoires CACI

*Figure 4. Trajectoires CACI par pays (2020–2024). L'accélération américaine post-2022 est clairement visible, coïncidant avec la vague d'investissement en GPU. La Chine stagne après les contrôles à l'export.*

La figure 4 révèle deux dynamiques critiques. Premièrement, le CACI américain accélère fortement après 2022, reflétant l'explosion de l'investissement en GPU (le capex des cinq principales entreprises technologiques américaines a atteint 675 milliards de dollars en 2026 selon les projections de l'AIE). Deuxièmement, le CACI chinois stagne malgré des investissements domestiques massifs, confirmant l'efficacité des contrôles à l'export pour plafonner la capacité de compute frontier — même si la Chine compense partiellement via des solutions alternatives (Huawei Ascend, chiplets).

## 7. Scénarios prospectifs 2026–2030

En nous appuyant sur la méthodologie de scénarios de Schwartz (1991), nous construisons quatre scénarios organisés selon deux axes : (i) intensité du protectionnisme IA américain (modéré vs. agressif) et (ii) capacité de réponse européenne (passive vs. proactive).

*Tableau 3. Matrice de scénarios : intensité du protectionnisme US × capacité de réponse UE.*

Scénario A (Dérive contrôlée) est la ligne de base la plus probable (probabilité estimée : 40–45 %). L'écart CACI reste à 7–12:1. Les entreprises européennes accroissent leur dépendance à l'infrastructure cloud américaine. Investissements européens incrémentaux mais insuffisants dans les Usines IA. La France déploie ses sites nucléaires EDF mais sans coordination UE.

Scénario B (Vassalisation numérique) représente le pire cas pour la souveraineté européenne (probabilité : 20–25 %). Déclenché par l'extension de la Section 232 à toutes les importations de semi-conducteurs + application du CLOUD Act aux entreprises de l'UE. Les charges de travail IA de l'UE deviennent structurellement dépendantes des plateformes américaines. Le CACI ratio dépasse 15:1.

Scénario C (Guerre froide technologique) implique une fragmentation maximale (probabilité : 10–15 %). Certains États de l'UE explorent des alternatives chinoises (Huawei Ascend, cloud ByteDance). L'écosystème IA mondial se fragmente en blocs concurrents — dommageable pour tous mais particulièrement pour l'Europe, coincée entre les deux.

Scénario D (Rattrapage stratégique) est le plus favorable pour l'Europe (probabilité : 20–25 %). Nécessite que l'UE déploie des Zones Spéciales de Compute, sécurise 250+ MW de capacité nucléaire-IA d'ici 2027, investisse 20 Md€+ dans des Gigafactories IA, et utilise l'AI Act comme avantage compétitif. Le CACI ratio se réduit à 4–6:1 d'ici 2030.

## 8. Implications politiques

Notre analyse produit cinq recommandations prioritaires pour les décideurs européens :

1. Établir des Zones Spéciales de Compute. Des zones géographiques désignées avec des tarifs énergétiques dérogatoires (50–60 \$/MWh via PPA nucléaires), des procédures d'autorisation accélérées (6–12 mois contre 3–5 ans), des volumes de GPU garantis via des contrats-cadres UE, et une souveraineté réglementaire (conformité AI Act intégrée). L'objectif est d'atteindre la parité des coûts compute avec les États-Unis sur les sites désignés d'ici 2028.
2. Intégrer la planification énergétique nucléaire-IA. La France détient un avantage unique avec 63 GW de capacité nucléaire existante. EDF a identifié 2 GW dédiées aux centres de données via son initiative Nuclear for AI (250 MW d'ici fin 2026). Les 6 réacteurs EPR 2 programmés pourraient ajouter 10 GW d'ici 2035–2038, dont 2–3 GW explicitement orientés IA. Cela nécessite un engagement immédiat à intégrer la demande IA dans la planification de capacité nucléaire.
3. Constituer des réserves stratégiques de GPU. Sur le modèle des réserves stratégiques de pétrole, ce mécanisme sécuriserait des approvisionnements de 18–36 mois en puces IA avancées via des contrats-cadres UE avec Nvidia, AMD, et à terme Intel Foundry. L'objectif est de découpler l'approvisionnement européen en compute de la politique commerciale américaine.
4. Transformer l'AI Act en levier compétitif. Plutôt que de considérer l'AI Act uniquement comme un coût de conformité, l'UE devrait l'utiliser offensivement : conditionner l'accès au marché UE à des engagements de localisation du compute, négocier des accords de reconnaissance mutuelle avec le Japon et la Corée du Sud, et certifier les modèles IA européens (Mistral, Aleph Alpha) comme « conformes AI Act » sur les marchés mondiaux.
5. Investir dans le « modèle Mistral » d'alternative crédible. Mistral ne deviendra pas OpenAI. Mais l'analogie pertinente est Airbus vs. Boeing : Airbus n'a pas remplacé Boeing — il a construit une alternative crédible donnant à l'Europe une capacité de choix. L'investissement d'1,3 Md€ d'ASML dans l'EUV haute ouverture numérique, la stratégie open-weight de Mistral, et l'avantage nucléaire d'EDF constituent les piliers d'un « système Airbus » pour l'IA.

## 9. Conclusion

Cet article a introduit le Compute-Adjusted Competitiveness Index (CACI) comme premier cadre quantitatif pour mesurer la compétitivité nationale en IA à travers le prisme de l'infrastructure de calcul. Notre validation économétrique démontre trois résultats clés.

Premièrement, le CACI est un prédicteur statistiquement significatif et robuste de la productivité sectorielle IA, avec un coefficient positif stable à travers les spécifications ( $\beta = 0,17\text{--}0,50$ ,  $p < 0,01$ ). Deuxièmement, le compute brut (F) est la composante dominante, confirmant notre thèse centrale selon laquelle l'infrastructure de calcul est le facteur critique de la compétitivité IA. Troisièmement, le ratio CACI US/UE de 7–12:1 quantifie un écart

structurel que les mécanismes conventionnels de politique industrielle ne peuvent combler à eux seuls.

La fenêtre d'action politique est étroite. L'action européenne dans la période 2026–2028 déterminera si le continent devient architecte de sa position dans l'ordre technologique mondial ou spectateur. Le cadre CACI fournit l'outil de mesure ; les scénarios cartographient les trajectoires possibles ; les recommandations politiques identifient les leviers concrets. Ce qui reste requis est la volonté politique de les actionner.

Nous recommandons trois pistes de recherche future. Premièrement, élargir le panel à 25–30 pays et 10 ans pour augmenter la puissance statistique. Deuxièmement, développer un CACI au niveau de l'entreprise à l'aide de microdonnées sur les dépenses cloud et l'approvisionnement en GPU. Troisièmement, intégrer le CACI dans un modèle d'équilibre général calculable (CGE) pour modéliser les boucles de rétroaction entre politique commerciale, investissement en compute et dynamiques de productivité.

## Références

- Bresnahan, T.F. & Trajtenberg, M. (1995). General purpose technologies: "Engines of growth?" *Journal of Econometrics*, 65(1), 83–108.
- Brynjolfsson, E., Rock, D. & Syverson, C. (2019). Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. In *The Economics of Artificial Intelligence* (pp. 23–60). University of Chicago Press.
- CFG Europe. (2025). Special Compute Zones: Europe's Recipe for AI Infrastructure Leadership.
- Deloitte. (2026, février). 2026 Semiconductor Industry Outlook.
- Epoch AI. (2025). Key trends and figures in machine learning. epochai.org.
- Farrell, H. & Newman, A. (2019). Weaponized interdependence: How global economic networks shape state coercion. *International Security*, 44(1), 42–79.
- Federal Reserve Board. (2025). AI Adoption and Productivity in the US Economy. Finance and Economics Discussion Series.
- Hawkins, W. et al. (2025). Installed AI compute capacity by country: A first estimation. Working Paper.
- IEA – Agence internationale de l'énergie. (2025). Energy and AI. Rapport spécial AIE, Paris.
- IMF. (2025). AI and Productivity: Early Evidence from Firm-Level Data. IMF Working Paper WP/25/067.
- McKinsey & Company. (2024–2026). Accelerating Europe's AI Adoption: The Role of Sovereign AI. McKinsey Digital.
- Mügge, D. (2024). The return of geo-economics: Technology competition and the fragmentation of global markets. *Review of International Political Economy*, 31(2), 345–367.
- OECD. (2025). Digital Economy Outlook 2025. Éditions OCDE, Paris.
- Schoemaker, P.J.H. (1995). Scenario planning: A tool for strategic thinking. *Sloan Management Review*, 36(2), 25–40.
- Schwartz, P. (1991). *The Art of the Long View*. Currency Doubleday, New York.
- SIA – Semiconductor Industry Association / WSTS. (2025–2026). Statistiques et prévisions mondiales de ventes de semi-conducteurs.
- Synergy Research Group. (2025). Cloud infrastructure market share by provider and region.
- White House / BIS. (2025–2026). AI Diffusion Rule ; America's AI Action Plan ; Section 232 Proclamation 11002.

## Annexe : Diagnostics des résidus

*Figure A.1. Diagnostics des résidus pour le modèle MCO. Gauche : diagramme QQ montrant une normalité approximative. Droite : Résidus vs. valeurs ajustées ne montrant aucun schéma systématique. Le test de Breusch-Pagan ( $LM = 5,58$ ,  $p = 0,233$ ) ne rejette pas l'homoscédasticité, bien que la petite taille de l'échantillon limite la puissance.*

Disponibilité des données et du code : Le jeu de données de panel calibré (CSV), les scripts Python pour toutes les estimations économétriques et figures, et un fichier requirements.txt pour la reproductibilité sont disponibles auprès de l'auteur sur demande et seront publiés sur GitHub.