



ÉTUDE DE L'INFLUENCE DE L'ÉCONOMIE NUMÉRIQUE SUR LES INÉGALITÉS ÉCONOMIQUES

**MÉMOIRE DE RECHERCHE
PRÉSENTÉ COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN ÉCONOMIE FINANCIÈRE**

par

Moubarak ABDOULAYE ZIGO

**Sous la direction de
Professeur Li YAN**

Été 2026

Remerciement

Au terme de ce travail de recherche, il m'est particulièrement agréable d'exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

Mes remerciements les plus sincères s'adressent en premier lieu à mon directeur de mémoire, le **Professeur Li YAN**, dont la disponibilité, les précieux conseils et l'encadrement rigoureux ont guidé chacune des étapes de ce travail. Sa rigueur intellectuelle et son soutien constant ont été une source inestimable de motivation et d'inspiration tout au long de cette aventure académique.

Je tiens également à exprimer toute ma reconnaissance aux membres du jury, **Monsieur David TESSIER** et **Monsieur Djerry Charli TANDJA MBIANDA**, Chef de Département, pour l'honneur qu'ils me font en acceptant d'évaluer ce travail. Leur expertise et leurs remarques éclairées ne manqueront pas d'enrichir la qualité.

Je voudrais adresser un hommage particulier et ému à ma regrettée sœur, **Moussiliatou ABDOULAYE**, dont la mémoire demeure à jamais gravée dans mon cœur. Ce travail lui est dédié en témoignage d'un amour fraternel indéfectible.

Ma profonde gratitude va également à ma mère, **ALPHA Djouweratou**, pilier de ma vie, pour son amour inconditionnel, ses prières incessantes et ses sacrifices qui ont rendu possible la réalisation de ce parcours. Sa foi en moi a été ma plus grande force.

Je remercie chaleureusement le **Président-Directeur Général de SHOLA GOLDEN PEACE** pour son soutien précieux et son engagement dans la concrétisation de mon projet d'études. Sa générosité et sa confiance m'ont permis d'avancer avec sérénité.

Enfin, que toutes les personnes dont les noms n'ont pas été cités ici, mais qui ont contribué d'une manière ou d'une autre à l'aboutissement de ce travail, trouvent dans ces lignes l'expression de ma sincère reconnaissance.

Résumé

L'économie numérique connaît aujourd'hui un développement stable grâce à Internet, aux nouvelles technologies de l'information et de la communication (NTIC), ainsi qu'à l'essor de l'intelligence artificielle. Ces avancées technologiques ont profondément transformé les structures économiques et sociales, favorisant une croissance plus inclusive et une meilleure accessibilité aux ressources. Cependant, l'économie numérique soulève des inquiétudes quant à son impact sur les inégalités économiques. Il est argué que la fracture numérique accentue ces disparités car une minorité a un accès efficace aux nouvelles technologies, tandis qu'une grande partie de la population en est exclue. Notre étude vise à analyser l'influence des éléments de l'économie numérique sur les inégalités économiques, en mettant particulièrement l'accent sur des variables clés telles que l'automatisation, les brevets en intelligence artificielle et l'accès à Internet. À travers une approche économétrique, nous mesurons l'impact des technologies numériques sur les inégalités économiques. Les variables explicatives retenues dans notre analyse sont l'accès à Internet, les investissements en TIC et les brevets en IA. En utilisant un modèle de données de panel, nous étudions l'influence de ces facteurs sur l'indice de Gini, qui mesure les inégalités économiques. Notre étude est basée sur sept pays, à savoir les États-Unis d'Amérique, le Canada, la France, la Belgique, l'Allemagne, le Portugal et l'Italie sur une période de 2015 à 2021. Nos résultats montrent que certaines variables, comme l'accès à Internet et les brevets en IA, n'ont pas d'effet significatif, tandis que les investissements en TIC exercent une influence notable sur l'indice de Gini. Au vu de ces résultats, une intervention des pouvoirs publics apparaît essentielle afin de maximiser les bénéfices de l'économie numérique tout en atténuant ses effets négatifs sur les inégalités économiques. Cette étude se repose sur un échantillon de taille limitée, ce qui constitue une contrainte dans l'interprétation des résultats. Cette situation s'explique notamment, par le fait que notre analyse s'est appuyé sur les données uniquement disponibles.

Mots clés : Influence, Numérique, Inégalité et Économie

Table des matières

Chapitre 1 : Introduction.....	1
1.1 Contexte	1
1.2 Problématique et objectifs de l'étude.....	3
Chapitre 2 : Revue de littérature	5
2.1 Économie numérique : définition et portée.....	5
2.1.1 Définition et composantes clés	5
2.1.2 Polarisation du marché du travail	5
2.2 Fracture numérique et inégalités d'accès	6
2.3 Innovations technologiques et répartition des revenus	7
2.4 Méthodes de mesure des inégalités dans un contexte numérique.....	8
2.4.1 Limites des indices traditionnels.....	8
2.4.2 Approches alternatives.....	8
2.5 Politiques publiques et régulation de l'économie numérique	9
2.5.1 Initiatives pour réduire les inégalités numériques	9
2.5.2 Régulation de l'IA et de l'automatisation.....	9
2.5.3 Réformes fiscales et redistribution.....	9
Chapitre 3 : Méthodologie	11
3.1 Modèle économétrique.....	11
3.2 Avantage de l'analyse des données de panel	12
3.2.1 Spécification du modèle.....	13
3.2.2 Justification du modèle	14
3.3 Méthode d'estimation	14
3.3.1 Modèle à effets fixes (FE).....	14
3.3.2 Modèle à effets aléatoires (RE).....	15
3.3.3 Validation du modèle : Test de Hausman	15
3.4 Variable dépendante.....	16
3.5 Questions de recherche et hypothèses.....	17
3.6 Cadre théorique	18

3.7	Méthodologie et structure du mémoire	19
Chapitre 4 : Données.....		21
4.1	Variables et données	21
4.1.1	Variables du modèle et définitions	21
4.1.2	Sources des données	23
4.2	Description Statistique Des Données.....	24
4.2.1	Statistique descriptive	25
4.2.2	Test de stationnarité	27
4.2.2.1	Les tests de stationnarité des variables des explicatives et de variable expliquée	28
4.3	Tests de robustesse et diagnostics.....	30
4.3.1	Tests de stationnarité.....	30
4.3.2	Test de multicollinéarité.....	30
4.3.3	Test d'hétéroscédasticité	31
4.3.4	Test d'autocorrélation	32
4.4	Tests de racine unitaire	33
Chapitre 5 : Résultats.....		37
5.1	Résultats des estimations	37
5.1.1	Modèle à effets fixes.....	37
5.1.2	Modèle à effets aléatoires	38
5.2	Tests de diagnostics	38
5.2.1	Test de Hausman.....	38
5.2.2	Tests de multicollinéarité	39
5.2.3	Test d'hétéroscédasticité.....	39
5.3	Résultats économétriques : Analyse sans les variables log_accès_int et log_brevet_ia	40
5.3.1	Modèle à effets fixes.....	40
5.3.2	Modèle à effets aléatoires	40
5.4	Comparaison des modèles et tests diagnostics.....	42
5.4.1	Test de Hausman.....	42
5.4.2	Tests de multicollinéarité	42

5.4.3	Test d'hétéroscédasticité	42
5.5	Création d'une heatmap des corrélations entre les variables	42
5.5.1	Coefficients de corrélation	42
5.5.2	Couleurs	42
5.6	Résidus	43
5.7	Test de robustesse	44
5.8	Interprétation	45
5.8.1	Investissements en TIC et réduction des inégalités	45
5.8.2	PIB par habitant : un élément important pour l'égalité économique	45
5.8.3	Absence d'effet significatif sur l'accès à l'internet	46
5.8.4	Absence d'effet significatif de brevet en IA	47
5.8.5	Implications des résultats pour les politiques publiques	48
5.8.6	Comparaison avec la littérature	48
A.	Accès à Internet : un effet non significatif confirmé par la littérature	48
B.	Brevets en IA : absence d'effet direct également observée dans la littérature	49
C.	Investissements en TIC et PIB par habitant : résultats cohérents avec la théorie et les études existantes	50
CONCLUSION		52
RÉFÉRENCES		1

Liste des graphiques

Graphique 1 : Illustration de la transformation numérique et des technologies de l'information et de la communication (TIC).....	1
<i>Graphique 2 : Active mobile money accounts</i>	3
Graphique 3 : La courbe de Lorenz	17
Graphique 4: Evolution de l'indice de Gini au fil du temps pour chaque pays.....	27
Graphique 5:Accès à l'internet	28
Graphique 6:Brevet en IA.....	28
Graphique 7: Investissement en TIC	29
Graphique 8:PIB par habitant	29
Graphique 10:Test de Husman	39
Graphique 11:Heatmap (Matrice de corrélation)	43
Graphique 12:Résidus	43
Graphique 13:Résidus à effet aléatoire	44
Graphique 14:Évolution de l'accès à l'internet au fil du temps pour chaque pays.....	46
Graphique 15:Évolution du brevet en IA au fil du temps pour chaque pays	47

Liste des tableaux

Tableau 1:Source des données.....	24
Tableau 2:Statistique descriptive	25
Tableau 3:Test de stationnarité d'IPS	30
Tableau 4: Résultat de l'estimation du modèle à effets fixes.....	37
Tableau 5:De l'estimation du modèle à effets aléatoires	38
Tableau 6:De l'estimation du modèle à effets fixes	40
Tableau 7:Estimation du modèle a effets aléatoires avec deux variables	40

Sigles et abréviations

ADF : Test de Dickey-Fuller augmenté

KPSS: Test de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin

GLS : Moindres carrés généralisés

WLS : Moindres carrés Pondérées

MCO : Méthode des moindres carrés ordinaires

GMM : Moment de Méthode Généralisé

MCG : méthode des moindres Carrée généralisée

IPS : Im ; Peseran et Shin

LLC : Levin, Lin et Chu

VIF : Facteur de l'Inflation de la Variance

IA : Intelligence Artificielle

TIC : Technologie de l'Information et de la Communication

Chapitre 1 : Introduction

1.1 Contexte

La transition numérique représente la diffusion des technologies du numérique dans l'économie et la société, que ce soit en termes d'accès ou d'utilisation. Développées à partir des années 1950, ces dernières permettent la représentation de l'information en chiffres binaires, rendant possible la dématérialisation de l'information. Parmi ces technologies, la transition numérique a été principalement marquée par l'utilisation des Technologies de l'Information et de la Communication (TIC), représentant l'ensemble des technologies du numérique existantes pour aider les individus, les entreprises et les gouvernements à accéder, produire ou transmettre des informations ainsi qu'à communiquer. Aujourd'hui, les TIC, telles que les smartphones, les ordinateurs et l'internet, sont utilisées massivement par les entreprises et les ménages (Auboin, 2023a).



Graphique 1 : Illustration de la transformation numérique et des technologies de l'information et de la communication (TIC)

Source : <https://www.cloudarchitects.expert>

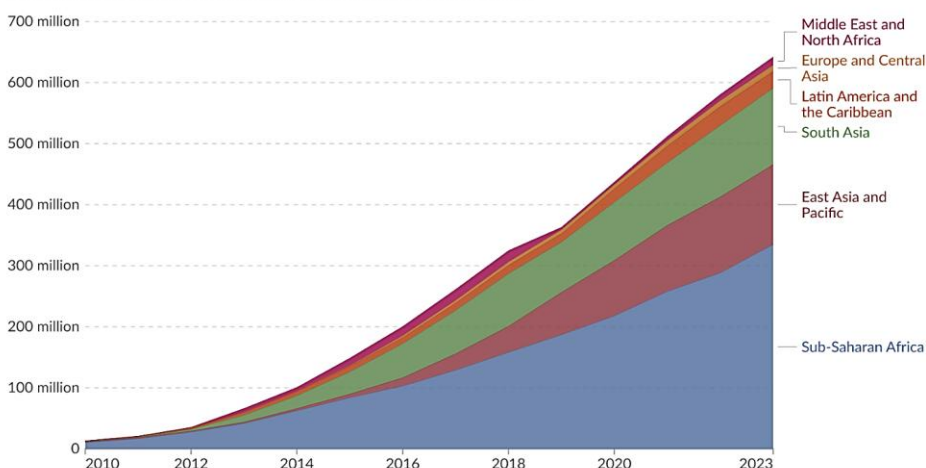
La numérisation a permis au GSM de développer le transfert d'argent par le biais des téléphones cellulaires communément appelés 'Mobile money'. Cette méthode a rendu plus facilement les services financiers. Le compte Mobile money est bien différent des comptes bancaires traditionnels, avec ce système, nous n'avons pas besoin de succursale physique ni de connexion internet. Nous avons besoin seulement d'un texte message pour les services comme

dépôts, transferts et aussi les paiements via le téléphone mobile. Contrairement aux services bancaires en ligne qui nécessitent l'internet. Mobile money a créé un changement spectaculaire car il a éliminé les distances au sein des pays – en ouvrant plus d'opportunités d'emploi, en réunifiant plus les familles et aussi en les protégeant contre les difficultés inespérées – mais surtout il améliore les efforts de développement mondial. Plus de la moitié des mobiles money se trouvent en Afrique subsaharienne, vous pouvez constater cette croissance dans le graphique ci-dessous (Teutem, 2025).

Mais ce n'est que depuis les années 1990, lorsque internet est devenu facilement accessible à tous, que l'adoption des TIC a réellement progressé (Auboin, 2023b). De nos jours, l'intelligence artificielle (IA), portée par l'accumulation de données massives, est devenue un outil indispensable et qui s'impose comme une nouvelle innovation numérique majeure. L'IA représente les technologies numériques capables de simuler l'intelligence humaine. Les progrès dans ce domaine sont rapides et les champs d'application se multiplient : les voitures autonomes se développent, les particuliers utilisent des assistants vocaux tels que Google Now ou S Voice, Siri et des médecins font de plus en plus appel à l'IA pour trouver le traitement le plus approprié pour leurs patients. La transition numérique touche donc tous les domaines de l'économie. En effet, la question de savoir si ces avancées technologiques peuvent contribuer à réduire les inégalités ou, au contraire, renforcer la concentration de la richesse et exacerber les disparités, demeure ouverte.

Active mobile money accounts

Mobile money accounts are financial accounts managed via mobile devices. They offer services like deposits, transfers, and payments, mainly in regions with limited banking access.



Data source: GSM Association (2024)

OurWorldinData.org/technological-change | CC BY

Note: Accounts are considered active when they have been used to perform at least one mobile money payment during the last 90 days of each year. North America is not shown because mobile money accounts are not used across this region.

Graphique 2 : Active mobile money accounts

Ce changement rapide est en grande partie dû à l'essor des technologies de l'information et de la communication (TIC), incluant l'Internet, l'intelligence artificielle (IA) et l'automatisation (OCDE, 2019a, 2019b). Ces innovations permettent aux entreprises d'optimiser leurs processus, d'augmenter leur productivité et de répondre plus efficacement aux besoins des consommateurs. D'un autre côté, la transition numérique entraîne une reconfiguration profonde des marchés du travail et des relations économiques globales (SABHI). Pour le BCG, il est prévu que les produits de l'internet vont augmenter de façon significative en 2025. Conséquence : l'économie numérique des PIB DES pays développés grimpera de 5,5% et celui des pays en développement de -4,9%. Cette augmentation fait que le gouvernement de la république d'Ouzbékistan dans le programme « gouvernement électronique », ils furent prévus que l'augmentation de la part des TIC dans le PIB de 5% en 2025 et 10% en 2030. Selon eux, la digitalisation va moderniser leur économie, ce qui permettra le développement et le bien-être social conséquent à la baisse des inégalités économiques ("The Impact Of Digital Economy On International Trade,," 2020).

Cependant, la pénétration des nouvelles technologies de l'information et de la communication, surtout les technologies numériques, a bouleversé l'ordre structurel, notamment en matière d'inégalités économiques. Le cas de l'accès aux technologies numériques reste inégalement distribué, laissant ainsi certains chercheurs qualifier de « fracture numérique » entre ceux qui disposent des ressources technologiques et ceux qui en sont privés (Neffati et Chkir). Les travaux de Morrisson et Murtin indiquent que les inégalités éducatives et de revenu à l'échelle mondiale ont un impact direct sur l'accès aux technologies numériques, renforçant ainsi les disparités économiques. En conséquence, les individus et régions les plus vulnérables économiquement risquent d'être laissés pour compte dans cette transition technologique (Morrisson, 2008).

1.2 Problématique et objectifs de l'étude

La problématique que cette recherche tente d'aborder est que ***dans quelle mesure l'économie numérique contribue-t-elle à réduire ou à accentuer les inégalités économiques ?***

Cette problématique est pertinente dans le cadre où les nouvelles technologies récentes ont bouleversé le marché des emplois. Cependant, ses nouvelles technologies (l'intelligence artificielle et automatisation) ont pour avantage d'augmenter la productivité à de moindres coûts. Mais la conséquence est qu'il y aura une exacerbation des inégalités économiques et

l'augmentation du chômage : l'automatisation est la cause des pertes des emplois" (Bessen, 2018). Les économistes ont remarqué que la progression des inégalités salariales allait de pair avec l'adoption de l'informatique par les entreprises. Plus les entreprises s'équipent d'ordinateurs, plus elles embauchent des diplômés du supérieur, tandis que, la part de l'emploi intermédiaire rétrécit. Au même moment, malgré l'augmentation de leur nombre, les salaires des plus qualifiés s'envolent, tandis que les salaires des moins qualifiés stagnent ou diminuent (Verdugo, 2017) .

L'objectif de notre mémoire est d'examiner les effets de l'économie numérique sur la distribution des richesses et des opportunités économiques, en abordant spécifiquement trois aspects :

- Évaluation des inégalités économiques induites par l'économie numérique : Analyser comment les composantes de l'économie numérique, telles que l'accès à Internet, les investissements en TIC et les brevets en IA, contribuent à la création ou à l'exacerbation des inégalités économiques.

- Impact des innovations spécifiques : Identifier et quantifier l'impact des innovations technologiques comme l'IA et la digitalisation sur la structure des inégalités.

- Propositions de régulation pour minimiser les inégalités : Formuler des recommandations aux décideurs pour une transition numérique plus inclusive, en tenant compte des résultats empiriques obtenus.

Ces objectifs nous permettront d'élaborer des réponses concrètes aux questions suivantes : L'économie numérique réduit-elle ou accentue-t-elle les inégalités ? Quelles composantes numériques ont l'impact le plus important ? Ces réponses serviront de base à la formulation de recommandations de politiques publiques visant à une adoption technologique inclusive.

Notre recherche s'articule autour de quelques chapitres. Dans un premier temps, nous allons parler de la revue de littérature de certains chercheurs. Ensuite, nous allons faire part, dans le chapitre de la méthodologie de recherche, comment le choix du modèle économétrique sera fait. Ce qui nous permettra de faire les analyses économétriques dans le chapitre du résultat des analyses. Et enfin, nous allons faire la discussion, puis la conclusion.

Chapitre 2 : Revue de littérature

La montée de l'économie numérique a radicalement transformé les structures économiques et sociales, modifiant les dynamiques de production, de distribution et de consommation. En parallèle, cette transition technologique a soulevé des inquiétudes sur son potentiel à exacerber les inégalités économiques. Cette revue de littérature explore ces dynamiques, en examinant les effets des composantes clés de l'économie numérique – notamment l'accès à Internet, les investissements en TIC, l'automatisation et l'intelligence artificielle (IA) – sur les inégalités de revenus et de richesse.

2.1 Économie numérique : définition et portée

L'économie numérique englobe l'ensemble des activités économiques facilitées par les technologies numériques, y compris l'Internet, l'infrastructure TIC et les innovations en IA. Les études mettent en avant le rôle de la numérisation dans l'amélioration de la productivité et la croissance économique globale (European Commission, 2022) . Cependant, les effets de ces technologies sur la répartition des revenus sont divers.

2.1.1 Définition et composantes clés

- Accès à Internet et inclusion numérique : (Granjon, 2009b) souligne que l'accès aux technologies numériques est un facteur clé d'inclusion sociale et économique. Cependant, les disparités dans l'accès créent une fracture numérique, ce qui augmente les inégalités économiques dans la société.
- Automatisation et Intelligence Artificielle : L'introduction des robots et des systèmes d'IA modifie les structures d'emploi, avec des conséquences directes sur les inégalités (Verdugo, 2017).

2.1.2 Polarisation du marché du travail

L'automatisation est souvent associée à une polarisation croissante du marché du travail, où les emplois hautement qualifiés bénéficient des nouvelles technologies, tandis que les travailleurs peu qualifiés sont marginalisés (Manning, 2007). L'IA remplace les tâches répétitives et mécaniques, ce qui menace les emplois peu qualifiés, tout en créant une demande accrue pour

les emplois hautement qualifiés. Cette dynamique de polarisation du marché du travail accentue les inégalités de revenus en augmentant l'écart entre les travailleurs qualifiés et non qualifiés. Bien que l'IA élimine certains emplois, elle génère également des opportunités dans des secteurs émergents comme la cybersécurité, la robotique et l'analyse de données. Toutefois, ces nouveaux emplois exigent des compétences techniques avancées, ce qui renforce la demande en formation spécialisée (Farahani, 2024) . Les études existantes soulignent l'ambivalence de cette influence. Selon ces auteurs, les technologies numériques, et notamment l'automatisation, augmentent la productivité et créent de nouvelles opportunités d'emploi dans des secteurs à haute valeur ajoutée. Cependant, ils avertissent également que ces technologies peuvent entraîner une polarisation du marché du travail, où les gains de productivité bénéficient principalement aux travailleurs hautement qualifiés, laissant de nombreux travailleurs peu qualifiés dans une situation de précarité accrue (Brynjolfsson, 2014). Ce phénomène est amplifié dans les secteurs industriels à forte intensité technologique.

2.2 Fracture numérique et inégalités d'accès

La fracture économique est une expression traduite de l'anglais « *Digital divide* », apparue aux États-Unis pour évoquer les écarts d'accès aux nouvelles technologies entre enfants des écoles riches et les enfants des écoles de quartiers défavorisés. Elle a ensuite été reprise pour évoquer ces mêmes écarts entre pays du Nord et pays du Sud. Et aussi au sein d'un même pays entre les zones urbaines denses et les zones rurales. En effet, bien que l'accès à l'enseignement supérieur ait augmenté sensiblement dans pratiquement tous les pays en développement, l'écart entre les pays à économies avancées et les pays en développement s'est accentué.

Le terme de fracture numérique est souvent trop simplifié en opposant les connectés aux non-connectés, mais l'article montre que cette vision néglige plusieurs dimensions des inégalités d'accès, telles que :

- L'infrastructure : Les réseaux de télécommunication sont inégalement répartis, créant des zones géographiques avec une faible desserte.
- L'équipement : L'accès à des appareils numériques (ordinateurs, téléphones, etc.) Varie considérablement.

- Les usages : Les inégalités d'usage d'Internet, liées à des facteurs socio-économiques comme le niveau d'éducation et le revenu, sont également essentielles (2009). D'autres chercheurs ont aussi conclu cela.

- Inégalités géographiques et sociales : L'accès à l'IA reste inégal selon les régions géographiques et les niveaux socio-économiques. Dans un même pays, les milieux les plus développés ont un avantage privilégié par rapport à l'accès aux technologies numériques ; par contre, les milieux les moins développés sont laissés pour compte (Milad Shahvaroughi Farahani, 2024).

- Inégalités d'opportunités économiques : L'IA pourrait réduire les opportunités pour les groupes marginalisés qui n'ont pas accès aux outils numériques ou à la formation nécessaire pour tirer parti de cette nouvelle économie (Farahani, 2024) .

Les disparités d'accès aux technologies numériques aggravent les inégalités. Certains chercheurs notent que dans la région Euro-Med, la fracture numérique est une barrière majeure à l'inclusion économique. De plus, des études montrent que les régions rurales ou les groupes socio-économiques défavorisés ont moins de chances de bénéficier des avantages de la numérisation (Neffati et Chkir).

2.3 Innovations technologiques et répartition des revenus

La transition numérique est en marche. Des médias à l'automobile en passant par le tourisme, l'agriculture et la santé, c'est désormais toute l'économie qui devient numérique.

De nouveaux modèles d'affaires, portés par de puissants effets de réseau et l'exploitation des données à grande échelle, bousculent les réglementations et notre modèle social. L'économie numérique tend à la concentration des marchés, même si l'innovation peut à tout moment remettre en cause une position dominante (Nicolas Colin, 2015).

Certains travaux montrent que les innovations en IA peuvent avoir des impacts inégaux sur les revenus, avec des gains disproportionnés pour les entreprises capables d'exploiter ces technologies.

La concentration accrue des profits dans des entreprises technologiques majeures aggrave les disparités économiques (Avi Goldfarb, 2019). Ceci étant, d'autres chercheurs renforcent cette perspective en montrant que l'IA et les technologies de pointe peuvent conduire à une

concentration disproportionnée de la richesse, en particulier pour les entreprises capables de breveter et de monopoliser l'innovation numérique (Stiglitz, 2017).

2.4 Méthodes de mesure des inégalités dans un contexte numérique

2.4.1 Limites des indices traditionnels

L'indice de Gini est l'une des mesures les plus utilisées pour quantifier l'inégalité de la répartition des revenus ou des richesses dans une population. Cet indice varie entre 0 et 1 (ou entre 0 et 100 en pourcentage) :

- 0 signifie une égalité parfaite (tous les individus ont le même revenu).
- 1 signifie une inégalité totale (une seule personne détient tout le revenu, les autres n'ont rien).

Corrado Gini (1912) a proposé cet indice initialement pour quantifier les inégalités économiques. L'indice de Gini est largement utilisé par des institutions internationales telles que la Banque Mondiale, l'OCDE et l'ONU pour comparer les niveaux d'inégalité dans différents pays (Ceriani, 2012).

Atkinson (1970) et Sen (1973) soulignent que l'indice de Gini est utile pour observer les tendances en matière d'inégalité à travers le temps, mais ils notent qu'il présente des limitations, notamment parce qu'il est plus sensible aux changements au milieu de la distribution des revenus qu'aux extrêmes (les très riches et les très pauvres) (Duclos, 1998).

Les indices d'inégalités comme l'indice de Gini ou celui de Kakwani, bien qu'utilisés de manière courante, ne capturent pas entièrement les nouvelles formes d'inégalités induites par l'économie numérique (de Mesnard, 1997). Par exemple, ces indices ne tiennent pas compte de l'accès inégal aux infrastructures numériques ou des écarts dans l'utilisation des technologies. D'autres chercheurs, comme Piketty, ont analysé l'indice de Gini dans le contexte des inégalités croissantes dans les pays développés et ont montré comment l'accumulation du capital contribue à une concentration accrue de la richesse dans les mains des plus riches (Piketty, 2014).

2.4.2 Approches alternatives

Les études récentes proposent des méthodologies ajustées pour évaluer les inégalités numériques, incluant des mesures basées sur l'accès à Internet ou l'utilisation des TIC (Morrisson, 2008). Ces

mesures permettent une meilleure évaluation de l'impact des technologies numériques sur la répartition des richesses.

2.5 Politiques publiques et régulation de l'économie numérique

2.5.1 Initiatives pour réduire les inégalités numériques

Les décideurs de chaque pays doivent mener une politique qui leur permettra de réduire l'écart de la fracture numérique, en mettant plus l'accent sur les investissements dans les infrastructures de l'internet dans les zones les plus défavorisées, car il est indispensable pour limiter les écarts. Par ailleurs, plusieurs initiatives ont été prises comme dans le cas de Digital Economy and Index (DESI) de la Commission Européenne, mesurent et encouragent l'inclusion de la transformation du numérique. Cela étant, il est crucial que les gouvernements de chaque pays développent des mesures d'inclusion numérique pour lutter contre les inégalités numériques. De nos jours, l'utilisation de l'internet n'est plus un luxe mais un élément indispensable pour l'intégration professionnelle et sociale. La priorité pour les gouvernants est d'investir plus dans les infrastructures numériques pouvant améliorer l'accès à l'internet dans les zones rurales où l'accès à l'internet est inéquitablement utilisé par cette franche de la population (Beauchamps, 2009).

2.5.2 Régulation de l'IA et de l'automatisation

Les impacts inégalitaires de l'automatisation nécessitent une régulation appropriée. Les chercheurs recommandent des politiques actives de formation et de reconversion professionnelle pour aider les travailleurs à s'adapter aux changements technologiques (Bessen, 2018).

2.5.3 Réformes fiscales et redistribution

La fiscalité à l'air de l'économie numérique est un enjeu majeur pour les pays. Mais elle est caractérisée par les *winner-takes-all* qui ont une puissance capitalistique, ce qui a mené des réformes fiscales pouvant permettre de redistribuer de façon équitable les retombées des infrastructures numériques à l'ensemble de sa population (Guiader, 2020). Certaines recherches antérieures ont prouvé l'impact positif que l'économie numérique a apporté, mais il faut noter qu'il peut y avoir un grand écart entre riches et pauvres, conséquences d'une augmentation des inégalités économiques si entre-temps il n'y a pas eu d'encadrement de la part des politiques.

Aujourd'hui, le problème que rencontrent les gouvernants de chaque pays est de deux ordres, à savoir la fracture numérique et la polarisation avec les emplois, qui poussent les gouvernants à chercher les solutions idoines qui permettront de jouir des avantages de façon équitable de la digitalisation. Nous constatons aussi le coût élevé de l'internet, ce qui fait que tout le monde n'a pas accès à la même vitesse de débit. Bien que l'internet soit un outil important dans la réduction des inégalités économiques et sociales, il est aussi un facteur de la fracture numérique. Notre revue de la littérature montre l'importance de prendre en considération des politiques d'inclusion pour adoucir les dérives des inégalités économiques avec des méthodologies adaptées.

Chapitre 3 : Méthodologie

Ce chapitre présente la méthodologie pour l'analyse de l'impact de l'économie numérique sur les inégalités économiques. Nous allons faire une présentation de nos démarches méthodologiques, nous allons aussi mener des discussions des modèles économétriques, des estimations pertinentes, ainsi que les définitions de nos variables indiquées, faire une statistique descriptive, la source des données utilisées dans notre recherche et les hypothèses. En s'appuyant sur les enseignements tirés de la revue de la littérature.

3.1 Modèle économétrique

Les données de panel sont constituées d'observations statistiques dans lesquelles les variables mesures sont collectées pour un même échantillon d'individus ; qu'il s'agisse de pays, de ménages, d'entreprises ou d'autres unités statistiques ; sur plusieurs périodes successives. Elles permettent de combiner deux dimensions fondamentales de l'analyse économétrique, à savoir la dimension temporelle (comme dans les séries chronologiques) et la dimension transversale (comme dans les données en coupe instantanée) (Baltagi, 2008).

Cette structure offre une multitude d'informations accrue et une capacité analytique supérieure. Par exemple, on peut analyser l'influence de l'ouverture commerciale sur les exportations sur une période de 15 ans dans un ensemble de 7 pays, ou encore étudier l'évolution des revenus d'un panel de ménages, ou le chiffre d'affaires de 30 grandes surfaces sur 36 mois. Ces cas illustrent comment les données de panel permettent de suivre les dynamiques individuelles dans le temps tout en contrôlant les différences structurelles entre les unités observées.

L'intérêt principal de cette spécification est la prise en compte conjointe des effets individuels (entre unités) et effets temporels (dans le temps). En d'autres termes, les données de panel permettent de neutraliser l'hétérogénéité non observée entre les entités et de mieux capter les effets dynamiques. Selon Wooldridge (2010), cela améliore la précision des estimations économétriques et la robustesse des inférences causales (Wooldridge, 2010) .

Pour appliquer ce modèle, il convient d'abord de déterminer la structure du panel à savoir équilibrer (même nombre de périodes pour chaque individu) ou déséquilibrer (périodes manquantes pour certains). Cependant, dans cette étude, le choix méthodologique est basé sur

certain tests à savoir des tests de stationnarité, le test de multicollinéarité pour détecter le niveau de corrélation entre les variables explicatives, tests d'homogénéité et d'indépendance (comme le test de Breusch-Pagan pour les erreurs, ou le test de Hausman pour les spécifications de modèle).

En général, les données de panel seront utilisées pour mieux cerner la relation entre les facteurs de l'économie numérique (tels que l'accès à Internet, les investissements en TIC et l'automatisation) et les inégalités économiques, quantifiées par l'indice de Gini dans notre étude.

3.2 Avantage de l'analyse des données de panel

L'application des données de panel offre plus certains avantages méthodologiques et empiriques, qui en font un outil puissant en économétrie appliquée. Parmi les retombées majeures, on peut citer :

- **Richesse de l'information dynamique :** Contrairement aux données purement transversales, les données de panel permettent d'analyser les évolutions dans le temps à l'intérieur des unités observées. Cependant, la précision de la capacité de modélisation des phénomènes économiques est difficile, en particulier pour les analyses prédictives ((Baltagi, 2008; Hsiao, 2014)).
- **Réduction des biais d'omission :** En capturant les effets non observés fixes propres aux individus, les données de panel limitent les biais dus à des variables omises qui varient entre les unités mais sont constantes dans le temps. Ceci améliore la robustesse des estimations (Wooldridge, 2010).
- **Moindre risque de multicollinéarité :** L'exploitation des variations à la fois interindividuelles et temporelles permet de mieux distinguer les effets des différentes variables explicatives, ce qui diminue les problèmes de colinéarité souvent rencontrés dans les séries temporelles classiques (Gujarati, 2009).
- **Meilleure précision statistique :** Le plus grand nombre d'observations résultant de la double dimension (N individus $\times$ T périodes) augmente la puissance statistique des tests et la précision des estimations des paramètres (Verbeek., 2017).
- **Analyse plus rigoureuse de la causalité :** Le suivi temporel des individus autorise une identification plus crédible des relations causales, notamment par la prise en compte de la temporalité dans les effets. Ce qui a pour but d'éviter les problèmes d'endogénéité et d'inversion de causalité, souvent problématiques dans les données en coupe transversale.

En conclusion, les données de panel sont un ensemble de compromis méthodologique précieux, regroupant les avantages des données longitudinales et transversales, et s'avèrent particulièrement adaptées à l'analyse des dynamiques économiques et sociales sur le long terme.

3.2.1 Spécification du modèle

Un ensemble de données qui combine une série chronologique et une dimension transversale est appelé un panel de données. Un panel de données incarnera des informations à travers le temps et l'espace. Il est primordial de noter qu'un panel conserve les mêmes individus ou objets (nous les appellerons ci-après « entités ») et mesure une certaine quantité à leur sujet au fil du temps.

Il existe deux classes de spécification des données de panel dans la recherche empirique en finance : les modèles à effets fixes et les modèles à effets aléatoires. Le choix entre ces deux sortes de spécification dépend principalement de l'hypothèse concernant la corrélation entre les effets inobservés spécifiques aux entités et les variables explicatives.

- ♦ Le modèle à effets fixes suppose que cette corrélation n'est non nulle. Il permet d'éliminer les biais potentiels dus aux caractéristiques inobservées constantes dans le temps en ne considérant que les variations intra-individuelles. Il repose sur la transformation dite « within », qui consiste à centrer les données autour de leur moyenne individuelle :
- ♦ Le modèle à effets aléatoires, en revanche, suppose que les effets spécifiques aux entités sont indépendants des régresseurs. Il est plus efficace sur le plan statistique si cette hypothèse est vérifiée, car il exploite à la fois la variation intra- et inter-individuelle. Son estimation repose généralement sur la méthode des moindres carrés généralisés (MCG).

Pour opérer un choix entre le modèle à effets fixes ou le modèle à effets aléatoires, il est généralement fait par le test de Hausman, qui permet de tester l'hypothèse d'absence de corrélation entre les effets spécifiques et les variables explicatives (Hausman, 1978). Ce test est basé sur la régression suivante.

$$y_{it} = \alpha + \beta_1 x_{1it} + \beta_2 x_{2it} + \dots + \beta_K x_{Kit} + \varepsilon_{it},$$

où y_{it} signifie la valeur observée de la variable dépendante économique d'individu i en temps t , avec $i = 1, 2, \dots, N, t = 1, 2, \dots, T; k = 1, 2, \dots, K; x_{kit}$ signifie la valeur observée du k^{e} explicateur d'individu i en temps t ; ε_{it} est le terme d'erreur.

On distingue également deux types de panels suivants.

- Un panel équilibré, dans lequel chaque entité est observée sur le même nombre de périodes (T constant).
- Un panel déséquilibré, dans lequel certaines entités ont des observations manquantes.

Hypothèses du modèle

Le modèle repose sur plusieurs hypothèses fondamentales :

- L'exogénéité des variables explicatives,
- L'absence de multicollinéarité parfaite,
- L'homoscédasticité ou correction appropriée si hétéroscédasticité détectée,
- L'absence d'autocorrélation des erreurs ou correction (*e.g.* Erreurs robustes).

La validité de ces hypothèses est systématiquement testée à l'aide de tests économétriques appropriés.

3.2.2 Justification du modèle

Le recours à un modèle de panel dans cette étude permet plusieurs avancées méthodologiques :

- Contrôle des effets non observés : Les différences spécifiques entre pays (ou entités) qui ne varient pas dans le temps sont intégrées dans le terme, réduisant ainsi les biais d'omission ((Baltagi, 2008);(Wooldridge, 2010)).
- Estimation robuste des effets numériques : Le modèle permet d'isoler l'impact des variables numériques explicatives tout en contrôlant pour des effets structurels, comme le PIB par habitant, utilisé ici comme variable de contrôle clé dans l'analyse des inégalités économiques.

3.3 Méthode d'estimation

L'estimation du modèle de panel est une combinaison de deux approches, à savoir le modèle à effets fixes (Fixed Effects - FE) et le modèle à effets aléatoires (Random Effects - RE). Le choix entre ces deux modèles se fera sur la nature de la corrélation entre les effets spécifiques aux entités (μ_i) et les variables explicatives.

3.3.1 Modèle à effets fixes (FE)

Le modèle à effets fixes est utilisé lorsque l'on soupçonne que les effets non observés spécifiques à chaque entité sont corrélés avec les variables explicatives. L'objectif est alors de neutraliser cette hétérogénéité inobservable en se concentrant sur les variations intra-individuelles dans le

temps. Cela se fait par la transformation des données autour de leur moyenne individuelle (transformation "within") :

$$Y_{it} - \bar{y}_i = \beta_1(x_{1,it} - \bar{x}_{1,i}) + \dots + \beta_k(x_{k,it} - \bar{x}_{k,i}) + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i)$$

Le modèle à effets fixes permet d'éliminer (contrôler) les effets d'individus non observables tout en permettant d'estimer la relation intéressée entre y et les explicateurs.

3.3.2 Modèle à effets aléatoires (RE)

Lorsque l'on considère que les effets spécifiques aux entités sont indépendants des variables explicatives, le modèle à effets aléatoires est plus approprié. Ce modèle tire profit de la variation entre et à l'intérieur des entités, offrant une estimation plus efficiente si l'hypothèse d'indépendance est respectée. L'estimation se fait généralement à l'aide de la méthode des moindres carrés généralisés (MCG), qui permet de corriger la structure de covariance des erreurs due à la présence d'effets spécifiques non observés.

3.3.3 Validation du modèle : Test de Hausman

L'objectif du test de Hausman est de tester une hypothèse d'absence de corrélation.

$$H_0 : E(\mathbf{X}'\epsilon) = 0.$$

Selon son acceptation ou son rejet, on va privilégier certains estimateurs plutôt que d'autres.

L'idée générale du test Hausman est qu'il existe plusieurs manières d'estimer un modèle. Si une des hypothèses du modèle n'est pas vérifiée, certains estimateurs seront convergents tandis que d'autres ne le seront plus. On va mesurer l'écart qu'il y a entre les deux estimations. Deux possibilités :

- Les deux estimations sont similaires, l'écart est proche de 0, l'hypothèse testée semble raisonnable,
- Les deux estimations sont différentes, l'écart est significativement différent de 0, l'hypothèse testée ne semble pas satisfaite.

Application à des données de panel

Sous l'hypothèse de corrélation entre les caractéristiques inobservables et les variables explicatives, l'estimateur FGLS n'est plus convergent alors que l'estimateur « within » reste convergent. On peut donc comparer les deux estimations. Si elles sont voisines, on peut accepter l'hypothèse d'exogénéité des x par rapport α . On n'a donc pas de problème d'endogénéité des x

par rapport au terme d'erreur composé. A l'inverse, si les deux estimations sont très différentes, au moins l'une des estimations n'est pas convergente et on rejette l'hypothèse d'exogénéité des x par rapport à α .

La statistique du test dans le cas des panels, la statistique de test originelle est :

$$S_H = (\hat{\beta}_{\text{within}} - \hat{\beta}_{\text{FGLS}})[\text{Var}(\hat{\beta}_{\text{within}}) - \text{Var}(\hat{\beta}_{\text{FGLS}})]^{-1}(\hat{\beta}_{\text{within}} - \hat{\beta}_{\text{FGLS}})$$

Elle suit un χ^2 à $\dim(\beta)$ degrés de libertés. Une statistique alternative a été proposée par Hausman et Taylor en 1981 :

$$S_{HT} = (\hat{\beta}_{\text{between}} - \hat{\beta}_{\text{within}})[\text{Var}(\hat{\beta}_{\text{between}}) + \text{Var}(\hat{\beta}_{\text{within}})]^{-1}(\hat{\beta}_{\text{between}} - \hat{\beta}_{\text{within}})$$

Elle suit un χ^2 à autant de degrés de libertés qu'il y a de variables explicatives dans le modèle après transformation within.

Hypothèse nulle (H_0) peut aussi présentée comme : Des x sont endogènes et modèle à RE est cohérent et efficient.

Un résultat significatif ($p < 0.05$) indique que l'on doit préférer le modèle à effets fixes.

Extensions méthodologiques

Des extensions du modèle standard peuvent être envisagées, notamment :

- Les modèles dynamiques en panel, qui intègrent des variables retardées pour mieux capturer les mécanismes d'ajustement temporel (Arellano, 1991).
- L'estimation par GMM (Generalized Method of Moments), particulièrement adaptée aux panels courts (petit T, grand N) et aux problèmes d'endogénéité.

Ces techniques avancées permettent de raffiner l'analyse économétrique, notamment lorsqu'il existe des biais de simultanéité ou des effets dynamiques persistants.

3.4 Variable dépendante

Indice de Gini est un indicateur statistique qui mesure le degré d'inégalité dans la répartition d'une variable au sein d'une population, le plus souvent les revenus ou les richesses. L'indice de Gini mesure l'écart entre une situation d'égalité parfaite et la distribution réelle observée. Il varie entre :

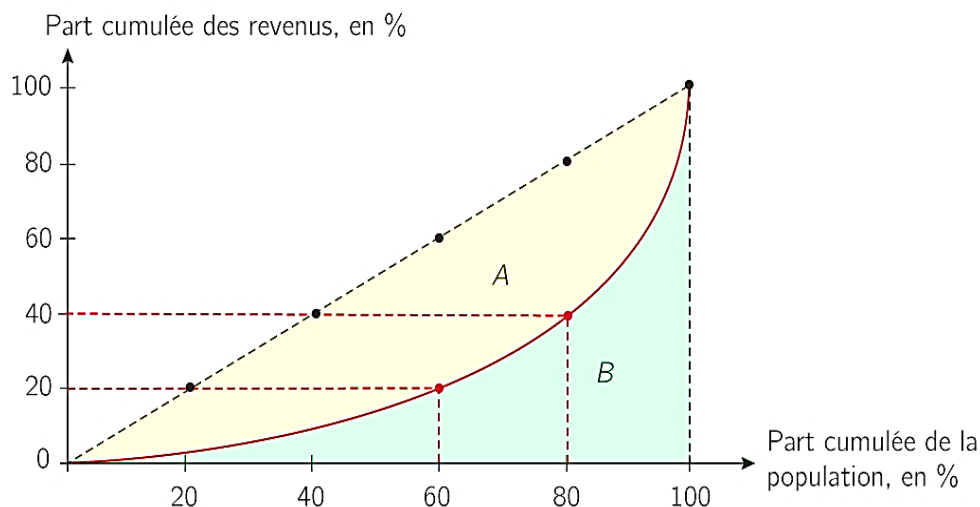
- 0 signifie que la richesse est équitablement partagée
- 1 (ou 100 %) montre que la richesse est mal distribuée donc il y a inégalité

L'interprétation est comme suit.

- Plus l'indice est proche de 0, par conséquent il y a équité.

- Plus il est proche de 1, par conséquent il y a inégalité entre la société.

L'indice de Gini est calculé à partir de la courbe de Lorenz, qui représente la part cumulée des revenus détenue par les ménages.



Graphique 3 : La courbe de Lorenz

$$G = \frac{A}{A + B}$$

où,

- A Est l'aire entre la courbe de Lorenz et la droite d'égalité parfaite.
- $A + B$ Est l'aire totale sous la droite d'égalité.

3.5 Questions de recherche et hypothèses

Notre recherche sera dirigée par des questions très pertinentes et permettant d'arriver à nos objectifs. Ces questions sont les suivantes :

Notre objectif premier est de savoir, est ce que l'économie numérique permet-elle de réduire ou bien exacerbe les inégalités économiques ? Avec cette question nous allons voir l'influence globale de la digitalisation sur la répartition des revenus, en mettant l'accent sur ses effets bénéfiques que ses incidences potentiellement désastreuses.

En un second temps, nous voulons savoir quels sont les facteurs de la digitalisation les plus déterminants dans la dynamique des inégalités, et dans quelles proportions interviennent-ils ?

Cette question vise à isoler les composantes spécifiques de l'économie numérique, telles que l'accès à Internet, les brevets en IA, et les investissements en TIC, pour déterminer leur contribution respective aux inégalités.

Il en découle de ses interrogations deux hypothèses qui nous permettra d'atteindre notre objectif :

Hypothèse 1 : L'accessibilité croissante des ressources numériques pourrait baisser des inégalités économiques, en créant plus de possibilités d'emploi, d'éducation et d'entrepreneuriat, et bien sûr pour la couche traditionnellement défavoriser.

Hypothèse 2 : L'essor de l'automatisation et de l'intelligence artificielle, bien qu'il stimulerait la productivité globale mais aussi crée davantage les disparités de revenus en éliminant certains emploi, affectant particulièrement les travailleurs peu qualifiés (Goldfarb & Tucke)

3.6 Cadre théorique

La recherche va s'accroître plus sur les théories économiques pour comprendre l'influence de l'économie numérique sur les inégalités :

- **Théorie de la polarisation du marché du travail** : Cette théorie a pour conséquent de créer encore l'écart entre deux catégories à savoir celle des travailleurs plus qualifiés (ingénieurs, développeurs et analystes etc.) et des travailleurs non qualifiés (intermédiaires, routinières et commis). Cet écart est causé par l'arrivée de l'intelligence artificielle les nouvelles technologies numériques qui donnent plus d'opportunité aux travailleurs hautement qualifiés au détriment de celles moins qualifiés. Ce qui entraîne une polarisation des emplois et une exacerbation des inégalités des revenus (Goos, 2007).

- **Théorie de la fracture numérique** : Ce qui sort de cette théorie est qu'il analyse les inégalités dans l'accès et utilisation des nouvelles technologies numériques. Cette théorie fait ressortir la différence entre les groupes sociaux, économiques ou géographiques matières de savoir numériques, d'accès à l'internet et des outils des technologies. Ces disparités peuvent amplifier les inégalités existantes en matière d'éducatives, de l'emploi et des salaires (Neffati et Chkir).

- **Mesure des inégalités** : La recherche utilise des outils de mesure classiques tels que l'indice de Gini et l'indice de Kakwani pour mesurer le partage des salaires dans le contexte de

la numérisation. Ces indicateurs favorisent à quantifier les disproportions de revenus et de bien-être socioéconomique, même si leur sensibilité à certains aspects des inégalités numériques peut être limitée (de Mesnard, 1997).

3.7 Méthodologie et structure du mémoire

Afin de comprendre l'influence de l'économie numérique sur les inégalités, nous allons, dans notre étude, utiliser une méthodologie économétrique sur données panel. Qui est l'une des méthodes permettant d'observer les variations de plusieurs pays au fil du temps, donnant ainsi une perspective dynamique sur les effets de la numérisation. Les données seront principalement collectées auprès d'organisations internationales telles que l'OCDE et la Banque mondiale, incluant des variables telles que l'accès à Internet, les investissements en TIC, les brevets en IA, et d'autres indicateurs numériques.

Chapitre 4 : Données

Les données utilisées dans cette étude sont de nature annuelle et concernent un panel de sept pays développés : **États-Unis, Canada, France, Belgique, Allemagne, Portugal et Italie**. Le choix de cet échantillon est motivé par la disponibilité des informations statistiques fiables et comparables. La période d'observation s'étend de **2015 à 2021**, ce qui permet de disposer d'une série temporelle équilibrée pour chaque pays.

Les variables explicatives principales incluent l'accès à Internet (x_1), les brevets en IA (x_2), les investissements en TIC (x_3), et le PIB par habitant (x_4), tandis que la variable expliquée est l'indice de Gini (y).

4.1 Variables et données

4.1.1 Variables du modèle et définitions

Accès à l'internet : Mesure la proportion de la population ayant accès à Internet, exprimée en logarithme naturel afin de réduire l'asymétrie de la distribution. L'accès à Internet est considéré comme un indicateur clé du développement numérique et de l'inclusion économique.

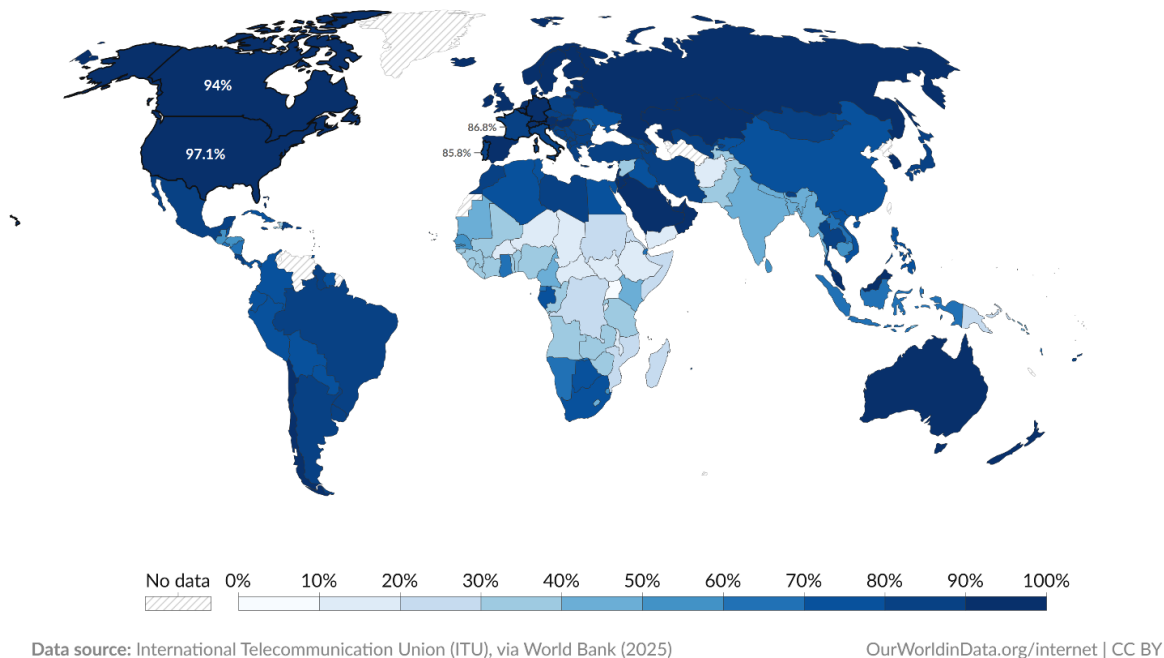
Selon des chercheurs un meilleur accès à Internet favorise l'inclusion sociale et économique en permettant l'accès à l'éducation, aux services financiers, et aux opportunités d'emploi à distance. Cela peut réduire les inégalités en donnant accès à des ressources et des marchés auparavant inaccessibles, en particulier dans les pays en développement (Chinn, 2007).

Cependant, d'autres études montrent que l'accès à Internet peut aussi exacerber les inégalités si l'infrastructure numérique est inégalement distribuée. Un autre chercheur parle de la fracture numérique, où les populations rurales ou moins éduquées, qui n'ont pas un accès égal à Internet, risquent de rester en marge des avantages économiques offerts par l'économie numérique (Dijk, 2005).

Share of the population using the Internet, 2023

Share of the population who used the Internet¹ in the last three months.

Our World
in Data



1. Internet user An internet user is defined by the International Telecommunication Union as anyone who has accessed the internet from any location in the last three months. This can be from any type of device, including a computer, mobile phone, personal digital assistant, games machine, digital TV, and other technological devices.

Graphique 4: share of the population using the Internet, 2023

Brevet en IA : Nombre de brevets déposés en IA, indicateur d'innovation technologique. L'impact des brevets liés aux technologies d'intelligence artificielle (IA) sur les inégalités économiques est complexe et multifacette. Les brevets en IA, qui reflètent l'innovation et l'adoption de ces technologies, peuvent influencer les inégalités économiques à plusieurs niveaux. Le développement de brevets en IA peut également refléter un accès inégal aux technologies numériques et à l'infrastructure nécessaire pour les utiliser (Capraro et al., 2024). Les régions disposant de moins de ressources auront un accès limité aux technologies IA, ce qui exacerbe les inégalités entre les nations ou les groupes sociaux (Goos & Manning, 2005).

Investissement en TIC : Part du PIB investie dans les technologies de l'information et de la communication. Les investissements en intelligence artificielle (IA) sont souvent utilisés comme

indicateur de l'adoption des technologies avancées dans une économie. Aghion, Jones, et Jones soutiennent que les pays qui investissent massivement dans l'IA peuvent bénéficier de gains significatifs en termes de productivité et d'innovation, mais ils avertissent que ces gains ne sont souvent pas distribués de manière équitable, ce qui peut conduire à une "économie des gagnants" où seules certaines entreprises (**winner-takes-all**) ou individus capturent une grande partie des richesses créées (Aghion, 2017). Les travaux de Acemoglu et Restrepo montrent que l'IA, bien qu'améliorant la productivité, risque de créer des disparités importantes sur le marché du travail, en particulier en remplaçant les travailleurs pour certaines tâches, tout en créant une forte demande pour des compétences très spécialisées, exacerbant ainsi les inégalités (Acemoglu, 2018).

PIB par Habitant : (Nominal exprimé en dollar American), Revenu moyen par habitant, indicateur de développement économique.

4.1.2 Sources des données

Face à la présence de *données manquantes*, la première possibilité consiste à exclure du fichier de données tous les individus ayant au moins une donnée manquante. Cela permet ensuite d'effectuer les analyses sur les cas dont toutes les données sont valides (analyse de cas complets). Une autre solution est l'imputation simple qui consiste à remplacer chaque donnée manquante par une valeur plausible. Par exemple, remplacer toutes les données manquantes par la moyenne calculée sur les données réellement observées. D'autres méthodes d'imputation simple sont également disponibles, comme l'imputation par le plus proche voisin qui remplace les données manquantes par des valeurs provenant d'individus similaires pour lesquels toute l'information a été observée, et l'imputation par régression qui consiste à remplacer les données manquantes par des valeurs prédites selon un modèle de régression (Cottrell, 2009).

Il y'a plusieurs méthodes de traitement des données manquantes largement répandues à l'heure actuelle, y compris des méthodes connues pour être peu performantes. Parmi ses méthodes, nous pouvons citer quelqu'un :

- (1) Analyse des cas complets (CC).
- (2) Imputation par la moyenne (MEAN).

- (3) Imputation par la médiane (MED).
- (4) Imputation par régression simple (REG).
- (5) Imputation multiple par Markov Chain Monte-Carlo (MCMC).
- (6) Imputation par le plus proche voisin (KNN).
- (7) Imputation par le plus proche voisin “randomForest” (KNNRF)
- (8) Imputation multiple par un algorithme basé sur le Bootstrap, approchant des résultats de l’algorithme EM (EM).
- (9) Imputation multiple par “Predictive Mean Matching” (PMM).

Dans cette étude, nous avons utilisé la méthode de l’imputation par régression simple pour traiter nos données manquantes. Ce qui nous a permis de faire nos analyses avec le logiciel R.

Les données utilisées dans cette étude viennent de sources reconnues à l’échelle mondiale. Elles couvrent les dimensions économiques, technologiques et démographiques nécessaires à l’analyse de l’influence de l’économie numérique sur les inégalités. Les principales sources mobilisées sont consignées dans le tableau suivant :

Tableau 1:Source des données

SOURCE	DOMMAINE	ÉCHELLE	VARIABLE
Banque mondiale	Économie, développement démographie	Mondiale	PIB par habitant
Organisation internationale des télécommunications (IUT)	Technologie de l’information et de la communication (TIC)	Mondiale	Accès à l’internet
Organisation de coopération et de développement économique (OCDE)	Économie, éducation et innovation	Pays membres	Investissement en TIC
Fédération internationale du robotique (IFR)	Automatisation et robotique industrielle	Mondiale	Brevet en IA

4.2 Description Statistique Des Données

Dans cette partie, nous détaillerons en premier les statistiques descriptives, ensuite des tests que nous aurons effectués à savoir le test de stationnarité et les tests de Robustesse et diagnostiques.

4.2.1 Statistique descriptive

Les variables explicatives principales seront désignées par x_i , $i = 1, 2, 3, 4$, dont x_1 est l'accès à Internet, x_2 est les brevets en IA, x_3 est l'investissement en TIC, et x_4 est le PIB par habitant, tandis que la variable expliquée est l'indice de Gini (y).

Tableau 2: Statistique descriptive

VARIABLES	Moyenne	Écart-type	Min	Max
<i>Accès-Int</i>	4,419	0,152	4,116	4,602
Brevets en IA	2,494	0,268	1,916	2,895
Inv-TIC	5,830	1,258	1,609	9,939
PIB/H	10,602	0,321	9,865	11,171

La statistique descriptive montre l'évolution de l'indice de Gini pour plusieurs pays entre 2015 et 2021. Une analyse détaillée sera faite sur plusieurs angles que nous allons aborder.

Nous allons parler des tendances générales :

- **USA:**

L'indice de Gini est le plus élevé parmi tous les pays, autour de 40, indiquant des inégalités économiques significatives.

Une légère diminution est visible vers 2020, ce qui pourrait refléter des politiques ou événements réduisant les inégalités (par exemple, stimulus économiques ou redistribution accrue).

- **Belgique:**

L'indice de Gini est parmi les plus bas, autour de 30, reflétant des inégalités relativement faibles.

Il reste globalement stable, bien que légèrement en baisse avant une reprise en 2021.

- **France et Allemagne (GER):**

Les indices de Gini se situent entre 31 et 34, montrant des niveaux modérés d'inégalités.

Ces deux pays montrent une légère diminution des inégalités jusqu'en 2020, suivie d'une légère hausse en 2021.

- **Canada :**

Une trajectoire relativement stable, autour de 34-35, indique que les inégalités n'ont pas fortement évolué pendant cette période.

- **Portugal et Italie :**

Ces deux pays montrent des indices entre 33 et 36.

L'Italie présente un pic en 2017 suivi d'une diminution, tandis que le Portugal a une évolution plus stable, avec une légère augmentation vers 2020.

Ce pendant en ce qui concerne la comparaison des pays, nous pouvons voir le comportement des inégalités de trois manières :

- **Inégalités les plus fortes :** Les États-Unis dominent en termes d'inégalités économiques (indice le plus élevé).

- **Inégalités les plus faibles :** La Belgique a l'indice de Gini le plus bas, ce qui pourrait refléter des politiques de redistribution sociale efficaces.

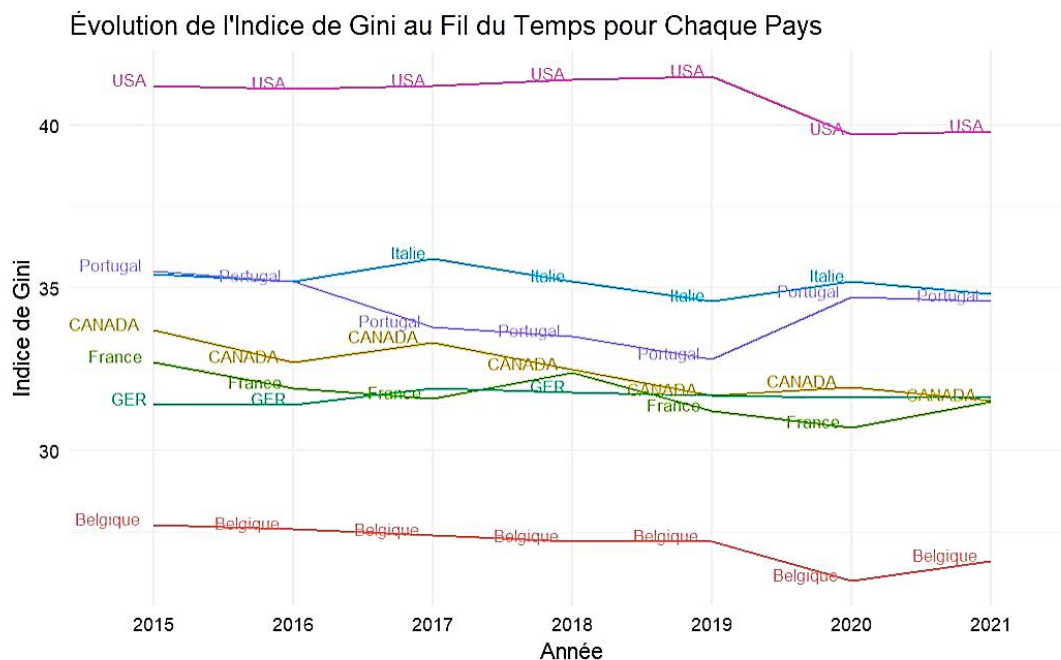
- **Stabilité :** Le Canada, la France et l'Allemagne montrent une relative stabilité, tandis que des variations plus importantes sont observées pour l'Italie et le Portugal.

Cela étant, nous devons tenir compte aussi des événements spécifiques :

- Les variations observées, comme la baisse pour plusieurs pays en 2020, pourraient être associées à des événements tels que la pandémie de COVID-19, qui a pu influencer les revenus des ménages ou introduire des mesures de soutien économique.

- Les pics, comme celui de l'Italie en 2017, pourraient refléter des réformes spécifiques ou des changements dans les structures économiques.

Ce graphique met en évidence les dynamiques d'inégalités économiques dans différents pays. Les disparités importantes entre les pays (par exemple, entre les États-Unis et la Belgique) soulignent l'importance des politiques économiques et sociales. Pour aller plus loin, il serait intéressant de relier ces évolutions à des facteurs spécifiques comme les investissements en technologies numériques, les politiques sociales ou les impacts de la pandémie.



Graphique 4: Évolution de l'indice de Gini au fil du temps pour chaque pays

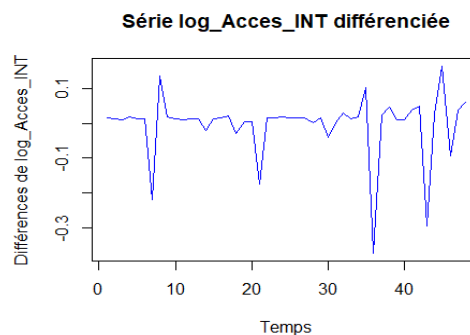
4.2.2 Test de stationnarité

En général, les méthodes statistiques classiques de l'économétrie ont été conçues pour des séries stationnaires dont les propriétés statistiques ne changent pas au cours du temps. Les tests de racine unitaire les plus fréquents en panel sont ceux de Im, Pesaran et Shin (IPS) et de Levin-Lin-Chu (LLC). Hurlin et Mignon (2004) soulignent que l'application des tests de premières générations comme ceux de Levin et Chu possèdent des limites : ils supposent une indépendance interindividuelle des résidus. Les tests de seconde génération comme celui de Im, Pesaran et Shin viennent corriger cette insuffisance. C'est ce test qui est utilisé car non seulement il est efficace mais en plus il est stable. L'hypothèse nulle de ce test suppose que toutes les séries sont non stationnaires contre l'hypothèse alternative selon laquelle seule une fraction des séries est stationnaire (Im *et al.*, 2003).

4.2.2.1 Les tests de stationnarité des variables des explicatives et de variable expliquée

➤ Interprétation : Test de stationnarité de l'accès à l'internet

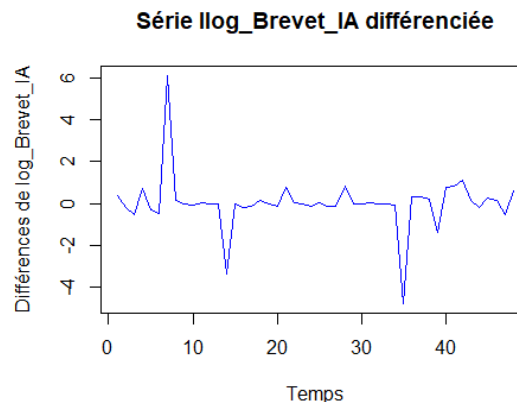
Étant donné le coefficient de la variable accès à l'internet est négatif et statistiquement significatif avec un p -value qui est égale à 0,0265 qui est inférieur à 5%, par conséquent l'hypothèse nulle de racine unitaire est rejetée. D'où la série est stationnaire au niveau tester. Ce qui illustre le graphe ci-dessous.



Graphique 5:Accès à l'internet

Interprétation : Test de stationnarité de brevet en IA

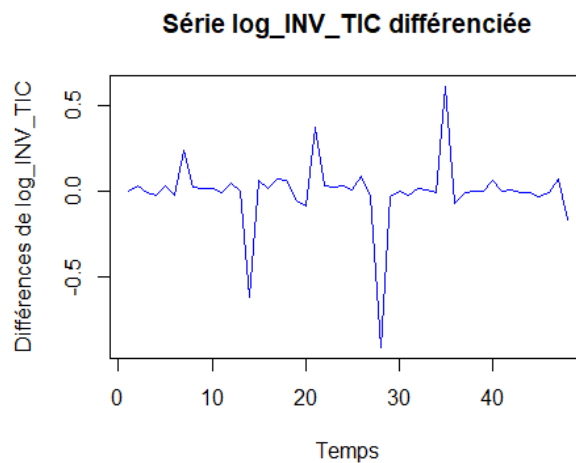
Dans ce test le coefficient est négatif et statistiquement significatif avec un p -value de 0,0126 qui est inférieur à 5%, ce qui nous pousse à rejeter l'hypothèse nulle parce que la série ne présente de racine unitaire. D'où la série est stationnaire au niveau tester. Voir le graphe3 ci-dessous.



Graphique 6:Brevet en IA

Interprétation : Test de stationnarité sur les investissements en TIC

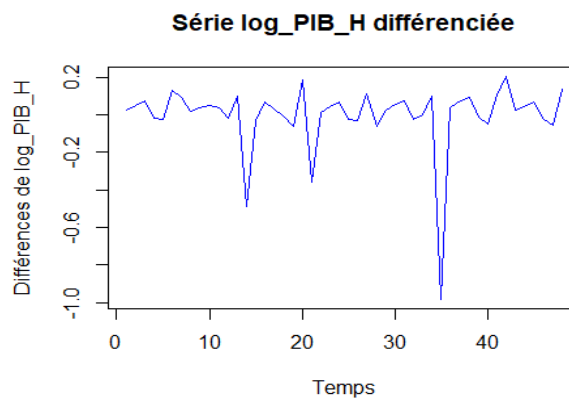
Nous constatons que le coefficient n'est pas significatif à 5% mais il approche la significativité de 10%. Dans ce cas, nous avons fait le test par la différenciation. Ce qui permet de voir qu'à ce niveau le coefficient est significatif donc nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle de la racine unitaire et conclure que la série est maintenant stationnaire.



Graphique 7: Investissement en TIC

➤ Interprétation : Test de stationnarité sur le PIB par habitant.

Nous constatons que le coefficient n'est pas significatif à 5% mais il approche la significativité de 10%. Donc nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle de la racine unitaire. Dans ce cas, nous avons fait le test par la différenciation. Ce qui permet de voir qu'à ce niveau le coefficient est significatif donc nous pouvons rejeter l'hypothèse nulle de la racine unitaire et conclure que la série est maintenant stationnaire. Voir le graphe ci-dessous.



Graphique 8: PIB par habitant

Tableau 3: Test de stationnarité d'IPS

Variables	T-stat (ADF)	P-value	Stationnarité originale	T-stat en différence	P-value	Stationnarité en différence
x_1	-2,295	0,0265	Stationnaire	-	-	-
x_2	-2,603	0,0126	Stationnaire	-	-	-
x_3	-1,786	0,0826	Non stationnaire	-5,003	0,00	Stationnaire
x_4	-1,781	0,0818	Non stationnaire	-5,350	0,00	Stationnaire

4.3 Tests de robustesse et diagnostiques

4.3.1 Tests de stationnarité

- **Test de Levin-Lin-Chu (LLC)** : Ce test vérifie la stationnarité des séries temporelles pour éviter les biais de régression plurielles.

- **Test d'Im, Pesaran et Shin (IPS)** : Ce test, introduit par Im, Pesaran et Shin (Im, (2003)), permet de tester la stationnarité en prenant en compte l'hétérogénéité des séries temporelles au sein du panel.

4.3.2 Test de multicollinéarité

La multi colinéarité est un phénomène statistique dans lequel au moins deux ou plusieurs variables exogènes d'un modèle de régression avec un niveau de corrélées élevés. Cette corrélation peut conduire à certaines difficultés de précision dans l'estimation des relations entre les variables exogènes et la variable endogène. Elle se démontre par des coefficients instables, des erreurs standards élevées, et une perte de puissance dans les tests statistiques, rendant les résultats économétriques difficilement interprétables (Gujarati, 2009).

En économétrie plusieurs méthodes permettent de détecter la multi colinéarité dans un groupe de données. Parmi ces méthodes, la plus utilisée est celle qui permet de calculer le facteur d'inflation de la variance (VIF) pour chaque variable exogène. Un VIF supérieur à 5 (modéré)

ou 10 (sévère) est souvent considéré comme un seuil critique indiquant une forte redondance entre variables (Kutner, 2005). En complément, le test de Farrar-Glauber permet de tester la multi colinéarité à l'échelle globale du modèle.

Lorsque la multi colinéarité est détectée, plusieurs stratégies correctives peuvent être mises en œuvre :

- **Suppression** des variables redondantes après analyse de leur contribution théorique et statistique ;
- **Transformation** ou agrégation des variables corrélées ;
- **Régularisation**, par le biais de méthodes telles que la régression Ridge ou LASSO, particulièrement efficaces pour stabiliser les estimations et améliorer la prédiction (James, 2013).

L'examen de la matrice de corrélation entre les variables explicatives est également recommandé avant l'estimation du modèle. Cet outil exploratoire simple permet de détecter visuellement les interdépendances et de guider une sélection judicieuse des variables (Montgomery, 2012).

Selon des recherches économétriques récentes le facteur d'inflation de la variance (VIF) est un excellent outil de détection de la multi colinéarité, qui permet d'aller au-delà des simples corrélations par paire. Par exemple, Akintunde et al. (Akintunde, 2021) ont montré que l'utilisation conjointe du VIF et de la suppression des variables fortement corrélées permettait d'obtenir un modèle plus stable et interprétable dans les études économétriques appliquées.

4.3.3 Test d'hétéroscédasticité

Le test de Breusch-Pagan permet de détecter l'hétéroscédasticité dans un modèle de régression. On a l'hétéroscédasticité lorsque la variance des erreurs n'est pas constante $\text{var}(u_t) \neq \sigma^2$ à tous les niveaux de la ou des variables indépendantes. La violation des hypothèses de la régression par les moindres carrés ordinaires (MCO) peut entraîner à des estimations inefficaces et rendre les tests statistiques biaisés (non Blue). Le test de Breusch-Pagan favorise l'évaluer si les résidus d'une analyse de régression présentent une variance non constante, ce qui est très important pour garantir la validité des inférences du modèle. Le test de Breusch-Pagan examine si la variance des résidus est systématiquement liée aux variables explicatives. Sous l'hypothèse nulle (H_0), les erreurs du modèle sont homoscédastiques, c'est-à-dire qu'elles ont une variance constante.

L'hypothèse alternative (H_1) suggère que cette variance dépend des valeurs des régresseurs, indiquant une hétéroscédasticité.

La procédure consiste à estimer un modèle auxiliaire dans lequel le carré des résidus issus du modèle initial est régressé sur les variables explicatives. La statistique du test suit asymptotiquement une loi du chi-deux avec un degré de liberté égal au nombre de régresseurs.

En cas de rejet de l'hypothèse d'homoscédasticité ($p < 0.05$), il convient d'envisager des correctifs tels que :

- L'utilisation des moindres carrés pondérés (WLS),
- Ou l'ajustement des erreurs standards via les erreurs robustes (White).

Le test de Breusch-Pagan est largement reconnu en économétrie pour sa simplicité d'application et sa robustesse dans l'évaluation de la validité des modèles linéaires classiques (Bobbitt, (2022)).

4.3.4 Test d'autocorrélation

Le test de Breusch-Godfrey est une méthode statistique utilisée pour détecter l'autocorrélation des résidus dans les modèles de régression linéaire. L'autocorrélation survient lorsque les termes d'erreur sont corrélés entre eux, ce qui viole l'une des hypothèses fondamentales du modèle de régression classique (absence de corrélation entre les erreurs). L'objectif du test est de déterminer si les erreurs du modèle de régression sont indépendantes ou corrélées. Il est particulièrement utile lorsque l'autocorrélation peut être d'ordre supérieur (par exemple, corrélation au-delà des observations adjacentes).

Le test de Breusch-Godfrey, nous permet voir s'il y'a une autocorrélation dans les résidus d'un modèle de régression. Donc autocorrélation désigne la corrélation d'un signal avec une copie retardée de lui-même en fonction du retard. Dans cas d'une analyse de régression, cela implique que les résidus du modèle ne sont pas indépendants les uns des autres. Dans ce cas les estimations seront non efficaces et affecter les tests d'hypothèses, ce qui fait que les chercheurs et les analystes dans le domaine de l'économétrie, de la statistique et les sciences des données donnent plus d'importance au test Breusch-Godfrey.

La procédure consiste à estimer un modèle auxiliaire dans lequel les résidus sont régressés sur les variables explicatives du modèle initial, ainsi que sur plusieurs retards des résidus eux-

mêmes. La statistique du test suit une loi du chi-deux sous l'hypothèse nulle d'absence d'autocorrélation.

Lorsqu'une p -valeur < 0.05 par conséquent il y'a une autocorrélation significative des erreurs, ce qui montre que le modèle de régression devrait être ajustée par l'ajout de termes retardés ou par l'utilisation d'erreurs robustes à l'autocorrélation (comme les erreurs de type Newey-West).

Le test Breusch-Godfrey est largement utilisé dans divers domaines tels que l'économie, la finance et les sciences sociales, où les données de séries chronologiques sont prédominantes. Les chercheurs utilisent souvent ce test lors de la création de modèles économétriques pour s'assurer que les hypothèses de la régression MCO sont respectées. En identifiant l'autocorrélation, les chercheurs peuvent prendre des mesures correctives, telles que l'ajout de variables décalées ou l'utilisation des moindres carrés généralisés (GLS) pour améliorer la précision du modèle.

4.4 Tests de racine unitaire

En économétrie certains chercheurs ont montré l'importance du test KPSS dans l'analyse des séries chronologiques, qui sert à déterminer la stationnarité et guider les décisions en matière de modélisation économique et financière. C'est un test qui permet de tester la stationnarité et non la présence de la racine unitaire qui est fait par le test racine unitaire comme le test de (ADF)

Plusieurs données misent en examen pour test la stationnarité afin de détecter la présence éventuelle de racines unitaires, qui peuvent biaiser les résultats économétriques.

Le test de Dickey-Fuller augmenté (ADF) est un test largement utilisé et répandu pour déterminer si une série chronologique est non stationnaire. La présence d'une racine unitaire entraîne que les chocs passés ont un effet permanent sur la série chronologique, les prévisions et les analyses sont plus complexes dans ce cas.

Le test Dickey-Fuller Augmenter est un prolongement du test de Dickey-Fuller simple, intégrant d'autres termes de décalage pour corriger l'autocorrélation des résidus et rendre l'efficacité des estimations. Il repose sur l'estimation de l'équation suivante :

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

où

- Δy_t est la différence première de la série y_t ,
- α est une constante,
- βt représente une tendance déterministe temporelle,

- γ est le coefficient testé pour la racine unitaire,
- δ_i sont les coefficients des termes de décalage,
- ε_t est le terme d'erreur.

L'hypothèse nulle (H_0) est : $\gamma = 0$ (présence d'une racine unitaire),

L'hypothèse alternative (H_1) : $\gamma < 0$ (absence de racine unitaire, stationnarité).

Plusieurs études récentes ont amélioré la mise en œuvre du test ADF :

- Fowler *et al.* a adapté ce test à des contextes de données incomplètes dans les études de santé mobile. (Fowler, 2024)
- Vougas a proposé une approche en deux étapes pour améliorer la spécification et la puissance du test. (Vougas, 2012)

Le test de Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) renforce le test ADF, basé sur une hypothèse nulle différente. Le test de (KPSS) montre que la série temporelle est stationnaire autour d'une tendance déterministe, tandis que l'hypothèse alternative postule que la série est non-stationnarité.

Le test KPSS décompose la série en trois composantes : une tendance déterministe, un processus aléatoire (random walk), et une erreur stationnaire. Il teste si la variance de la composante aléatoire est nulle (stationnarité) ou non (non-stationnarité).

Des recherches ont renforcé la portée du test KPSS :

- Lee et Schmidt (1996) ont contribué à l'évaluation de la puissance statistique face aux séries fractionnellement intégrées.
- Hobijn *et al.* a proposé des généralisations pour accroître la flexibilité du test (B. Hobijn, et al., (2004)).
- Chen et Pun a introduit une version basée sur le bootstrap pour les séries fonctionnelles à haute dimension (Chen, 2019).

Ces contributions soulignent l'utilité du test KPSS pour confirmer les résultats des tests ADF et améliorer la robustesse de l'analyse des séries temporelles en économie.

Plusieurs recherches ont exploré et étendu le test KPSS :

- Lee et Schmidt a étudié la puissance du test KPSS face à des alternatives fractionnellement intégrées, offrant une compréhension plus approfondie de la stationnarité dans les séries chronologiques économiques (Lee, 1996) .

- Hobijn, Franses et Ooms a proposé des généralisations du test KPSS pour la stationnarité, améliorant sa flexibilité et son applicabilité à diverses séries chronologiques (Hobijn, Franses & Ooms, 2004).
- Chen et Pun (Chen, 2019) a développé une version du test KPSS basée sur le Bootstrap pour les séries chronologiques fonctionnelles, élargissant son utilisation aux données de haute dimension.

Le chercheur Choi apporte une autre manière pour les tests de racine unitaire dans les données de panel, en combinant les p-valeurs des tests individuels issus de séries temporelles distinctes. Cette méthodologie, inspirée de la méta-analyse, permet d'augmenter la puissance statistique, fournit des conclusions plus robustes et notamment dans le cas de panels hétérogènes ou de l'échantillon de petite taille (Choi, 2001). Contrairement aux tests standards, les tests combinés de Choi offrent une plus grande flexibilité dans la gestion de l'hétérogénéité entre les unités, ainsi que dans les structures stochastiques des données. Les simulations de Monte Carlo menées par l'auteur montrent que ces tests surpassent le test t-bar d'Im, Pesaran et Shin (Im, 2003) en termes de performance statistique. L'approche a été appliquée à l'analyse de la parité de pouvoir d'achat (PPP), confirmant son utilité empirique. Elle peut également être adaptée à des études de cointégration, renforçant ainsi son intérêt pour l'analyse des dynamiques économiques en panel. Le test de Levin, Lin et Chu (Levin A., 2002) repose sur l'hypothèse d'une racine unitaire commune à toutes les unités du panel. Il est particulièrement adapté aux panels où l'on suppose une dynamique temporelle homogène entre les pays ou les entités. Le test LLC est fondé sur une transformation des données permettant de corriger les effets spécifiques et les tendances communes. Il améliore la détection de la stationnarité lorsque les hypothèses d'homogénéité sont justifiées.

Le test d'Im, Pesaran et Shin (Im, (2003)) (test IPS) propose une alternative au test LLC en autorisant l'hétérogénéité des processus stochastiques entre les unités du panel. Chaque série est soumise à un test ADF individuel, et la statistique globale est obtenue en agrégeant les résultats.

Le test IPS est donc plus flexible que le test LLC, particulièrement utile dans des contextes où certaines séries sont stationnaires et d'autres non, comme c'est souvent le cas dans les panels économiques multi-pays.

Ces deux tests, ceux de Levin, Lin et Chu (Levin A., 2002) et d'Im, Pesaran et Shin (Im, (2003)), garantissent que les résultats économétriques ne sont pas biaisés par la présence de

racines unitaires dans les séries utilisées. En assurant la stationnarité des variables, ils contribuent à la validité des inférences statistiques.

L'intégration du PIB par habitant en logarithme comme variable de contrôle permet d'isoler l'effet structurel du développement économique. Cette approche méthodologique améliore l'interprétation de l'impact des variables numériques (accès à Internet, TIC, automatisation) sur les inégalités de revenus.

Ainsi, le modèle économétrique retenu, combiné à des tests rigoureux de stationnarité et à une spécification adaptée aux données de panel, offre une base robuste pour explorer les dynamiques complexes entre transformation numérique et inégalités économiques.

Chapitre 5 : Résultats

Cette section présente les résultats des modèles économétriques utilisés pour analyser l'influence des composantes de l'économie numérique sur les inégalités économiques. Les estimations ont été réalisées à l'aide de modèles de panel, avec une préférence pour le modèle à effets aléatoires basée sur le test de Hausman.

5.1 Résultats des estimations

5.1.1 Modèle à effets fixes

L'estimation par le modèle à effets fixes donne l'équation suivante :

Tableau 4: Résultat de l'estimation du modèle à effets fixes

Variables	Coefficients	Std. Error	t-value	$Pr(> t)$	Signification
x_1	1,37525	1,39386	0,9866	0,330055	
x_2	0,26865	0,36185	0,7424	0,462387	
$\Delta^2 x_3$	-4,09201	2,01974	-2,0260	0,049827	*
$\Delta^2 x_4$	-4,02145	1,23193	-3,2644	0,002326	**

Interprétation :

- L'accès à Internet ($\beta_1=1,375$) a un effet **positif** mais **non significatif** sur l'indice de Gini avec ($p>0,05$).
- Le brevet en IA ($\beta_2= 0,269$) a un effet positif mais **non significatif** sur l'Indice de Gini avec ($p> 0,05$).
- Δ^2 des investissements en TIC ($\beta_3 = -4,092$), soit l'accélération des investissements en TIC, a effet significatif par conséquent réduction des inégalités ($p<0.05$).
- Δ^2 du PIB par habitant ($\beta_4 = -4,021$), soit l'accélération du PIB par habitant, a aussi un effet significatif de réduction des inégalités ($p<0.01$).

5.1.2 Modèle à effets aléatoires

Le **modèle à effets aléatoires**, sélectionné via le test de Hausman ($p > 0,05$), donne l'équation suivante :

Tableau 5: De l'estimation du modèle à effets aléatoires

Variables	Coefficients	Std. Error	t-value	Pr(> t)	Significations
Intercept	73,26564	13,55127	5,4066	0,00	***
x_1	1,15176	1,40300	0,8209	0,411687	
x_2	0,55276	0,32276	1,7126	0,086787	.
$\Delta^2 x_3$	-2,68633	1,90949	-1,4068	0,159479	
$\Delta^2 x_4$	-3,91971	1,21950	-3,2142	0,001308	**

Interprétation :

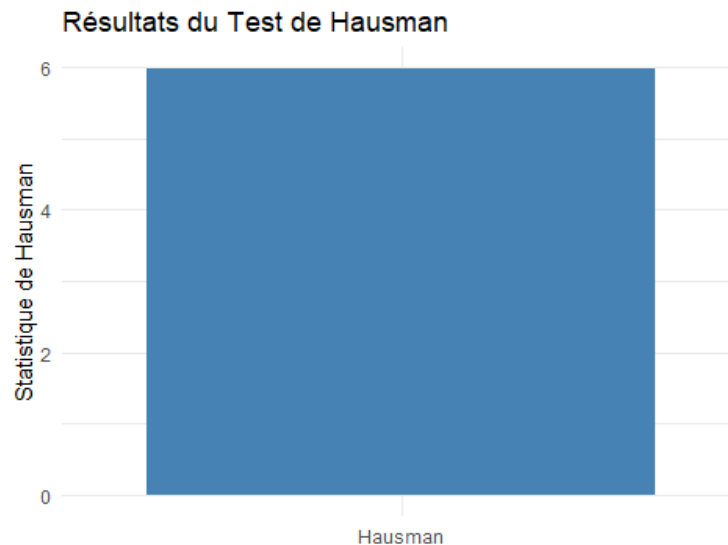
- ♦ L'accès à l'internet ($\beta_1 = 1,152$) a un effet toujours positif mais non significatif toujours avec ($p > 0,05$)
- ♦ Les brevets en IA ($\beta_3 = 0,553$) avec ($p = 0,087$) a un effet positif et non significatif avec une petite écart des inégalités économiques mais si cet effet reste quand même marginal.
- ♦ Les investissements en TIC ($\beta_2 = -2,686$) avec ($p = 0,159$) maintient toujours sa significativité, bien que $p > 0,05$
- ♦ Le PIB par habitant ($\beta = -3,920$) avec ($p < 0,05$) maintient toujours son effet significatif sur la réduction des égalités économiques.

5.2 Tests de diagnostics

5.2.1 Test de Hausman

Nous constatons que le p -value = 0,3341 > 0,05. Par conséquent, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle. Cela étant nous ne pouvons pas aussi dire que le modèle à effet fixe est préférable au modèle à effet aléatoire avec un R^2 qui de 28%. Ce pendant nous allons utiliser le modèle à effet aléatoires qui est plus simple et plus performant puisque le test de Hausman favorise modèle à effet aléatoire, cela suggère que les caractéristiques spécifiques aux pays ou

aux années ne sont pas corrélés avec nos variables explicatives comme (accès à l'internet ou investissement en TIC ou encore en Brevet en IA). Dans ce cas nous pouvons utiliser le modèle à effet aléatoires pour analyser l'impact des technologies numériques sur l'Indice de Gini.



Graphique 9: Test de Husman

5.2.2 Tests de multicolinéarité

Les VIF pour toutes les variables explicatives sont inférieurs à 2, indiquant une absence de multicolinéarité.

5.2.3 Test d'hétéroscédasticité

Le test de Breusch-Pagan détecte une hétéroscédasticité significative ($p < 0.05$), corrigée à l'aide d'erreurs standards robustes.

Nous avons constaté que les variables Accès à l'internet et le Brevet en IA ne contribuent pas à la réduction des inégalités d'après les deux modèles. Bien que le test de Hausman que le modèle à effets aléatoires est préférable nous avons décidé retirer les deux variables accès à l'internet et le Brevet en IA. Ce qui nous pousse à reprendre les estimations des modèles.

5.3 Résultats économétriques : Analyse sans les variables $\log_accès_int$ et $\log_brevet_ia$

Après les retraits des variables x_1 et x_2 , cette partie nous présente les résultats des modèles économétriques ajustés. Les variables explicatives restantes incluent x_3 (investissements en TIC) et x_4 (PIB par habitant). Notre objectif en faisant c'est d'évaluer l'influence de ces variables sur les inégalités économiques, mesurées par l'indice de Gini.

5.3.1 Modèle à effets fixes

Le modèle à effets fixes sans x_1 et x_2 donne l'équation suivante :

Tableau 6: De l'estimation du modèle à effets fixes

Variabes	Coefficient	Std.Error	t-value	$Pr(> t)$	Signification
$\Delta^2 x_3$	-3,8986	1,8468	-2,1111	0,041066	*
$\Delta^2 x_4$	-3,8979	1,2130	-3,2134	0,002593	**

Équation du modèle à effets fixes

$$Y_t = -3,899 x_3 - 3,898 x_4 + \mu_i + \varepsilon_{it}$$

Interprétation des coefficients :

1. $\Delta^2 x_3$ ($\beta_3 = -3,899$, avec $p < 0,05$) par conséquent si on augmente les investissements en TIC de 1% cela entrainera une réduction des inégalités économiques de 3,899%.
2. $\Delta^2 x_4$ ($\beta_4 = -3,8979$, avec $p < 0,01$) le PIB par habitant conserve son effet de signification sur l'Indice de Gini, conséquence une augmentation de 1% de la croissance économiques entrainera une baisse des inégalités économiques de 3.8979%.

5.3.2 Modèle à effets aléatoires

Tableau 7: Estimation du modèle a effets aléatoires avec deux variables

Variabes	Coefficient	Std.Error	t-value	$Pr(> t)$	Signification
α	80,7270	12,9599	6,2290	4,695e-10	***

$\Delta^2 x_3$	-3,2051	1,7966	-1,7840	0,074429	■
$\Delta^2 x_4$	-3,7174	1,2009	-3,0954	0,001966	**

Interprétation des coefficients :

➤ Investissement en TIC

$\Delta^2 x_3$: avec $\beta = -3,2051$ nous montre lorsque nous augmentons de 1% les investissements en TIC vont baisser les inégalités économiques de 3,2051%. Cela étant plus on investit en technologie, on aura la réduction de l'indice de Gini mais avec un P-value de 0,074 qui n'est pas absolument significatif au seuil 5% mais 10%. En tenant compte du p-value, nous pouvons dire l'effet des investissements en technologie sur les inégalités économiques reste à démontrer soit par la manière dont l'utilisation de sa technologie est faite.

➤ PIB par habitant.

$\Delta^2 x_4$: Avec le $\beta = -3,7174$ et p-value = 0,0019, nous permet de déduire que le PIB par Habitant est très significatif sur les Inégalités économiques. Ce pendant lorsqu'il y'a la croissance économique de 1% alors les inégalités économiques vont baisser de de 3,7174%, par conséquent la croissance économique est un élément indispensable contre les inégalités économiques. Notre variable contrôle est important dans la lutte contre la pauvreté.

➤ Parlons de la qualité de notre modèle : Avec notre R^2 ajusté qui égale 0,2433 par conséquent 0,2433% de l'Indice de Gini est expliqué par nos deux variables x_3 et x_4 , par conséquent ce R^2 ajusté dans le modèle est plus élevé que celui susmentionnée. Nous constatons que ce niveau est modéré mais il reste acceptable lorsque nous utilisons les données de panel ou les différences qui ne sont pas observées entre entités sont importantes. La statistique $\chi^2 = 14,7881$ avec une p-value qui est égale à 0,0006, nous permet de conclure que nos variables explicatives sont globalement significatives pour expliquer les inégalités économiques par l'entremise de l'Indice de Gini.

5.4 Comparaison des modèles et tests diagnostics

5.4.1 Test de Hausman

Statistique ($p=0,05038$) : Le seuil de significativité est presque atteint ($\alpha=0,05$), suggérant que le modèle à effets aléatoires est préféré.

Les caractéristiques spécifiques aux pays ne semblent pas corrélées avec les variables explicatives.

5.4.2 Tests de multicollinéarité

Les **facteurs d'inflation de la variance (VIF)** sont inférieurs à 1.5, indiquant une faible corrélation entre les variables explicatives.

5.4.3 Test d'hétéroscédasticité

Le **test de Breusch-Pagan** confirme l'absence d'hétéroscédasticité significative.

5.5 Création d'une heatmap des corrélations entre les variables

Une **heatmap des corrélations** (carte thermique) est une **visualisation graphique** qui montre les coefficients de corrélation entre les variables d'un ensemble de données. Elle utilise un code couleur pour représenter la **force** et la **direction** des relations linéaires entre les variables.

5.5.1 Coefficients de corrélation

La heatmap affiche les coefficients de **corrélation de Pearson** (le plus souvent), qui varient entre **-1 et +1** :

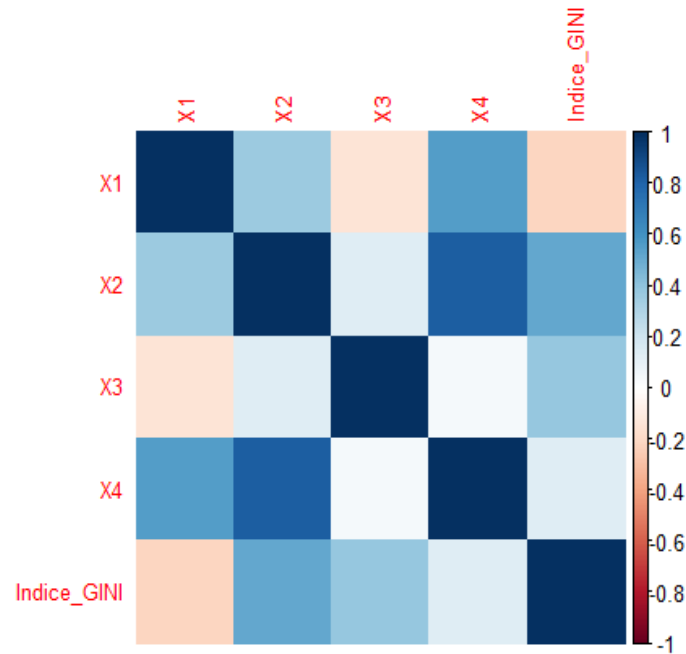
- **+1** : Corrélation linéaire positive parfaite (les variables évoluent dans le même sens).
- **0** : Aucune corrélation linéaire entre les variables.
- **-1** : Corrélation linéaire négative parfaite (les variables évoluent en sens inverse).

5.5.2 Couleurs

Les couleurs sont utilisées pour **faciliter l'interprétation** des corrélations :

- **Couleurs chaudes** (par exemple, rouge) indiquent des corrélations **positives élevées**.

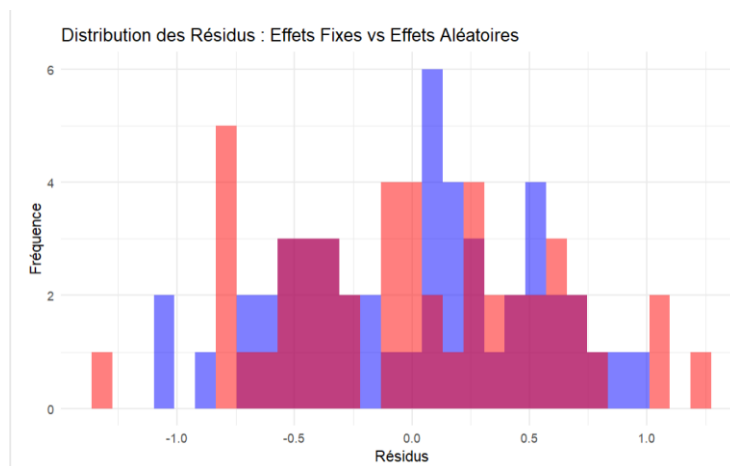
- **Couleurs froides** (par exemple, bleu) indiquent des corrélations **négatives** élevées. Les nuances proches du blanc ou du gris indiquent une **faible corrélation**.



Graphique 10: Heatmap (Matrice de corrélation)

5.6 Résidus

Les résidus du modèle à effets fixes et aléatoires montrent une distribution normale, renforçant la validité des estimations.



Graphique 11: Résidus

5.7 Test de robustesse

Un **test de robustesse** est une méthode utilisée pour **évaluer la solidité** des résultats d'une estimation ou d'un modèle statistique en modifiant certains paramètres ou hypothèses du modèle. Les résultats du test de robustesse via un modèle à **effets aléatoires** sont présentés ci-dessous. L'objectif principal est de vérifier si les conclusions précédentes (modèle principal) restent valides sous un cadre méthodologique différent. Voici une analyse détaillée :

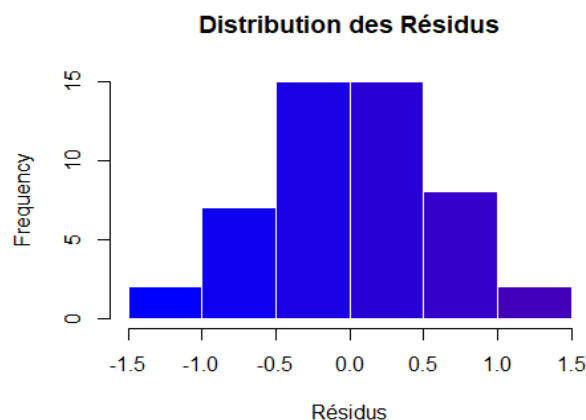
- **Stabilité des résultats :**

- Les résultats du test de robustesse via le modèle à effets aléatoires confirment en grande partie les résultats du modèle principal.
- **X₄** reste significatif et important pour la réduction des inégalités.
- **X₃** conserve un effet négatif mais est moins robuste statistiquement.

Interprétation des effets :

- Les effets individuels spécifiques (pays) dominent la variance totale, indiquant qu'une grande partie des différences dans l'indice de Gini est attribuable à des caractéristiques spécifiques aux pays.
- **Robustesse modérée :**
- Le modèle est globalement robuste, mais la significativité plus faible de certaines variables (comme X₃) montre que leurs effets dépendent des hypothèses utilisées.

Graphique des résidus du modèle choisi : model a effet aléatoire



Graphique 12: Résidus à effet aléatoire

5.8 Interprétation

Les résultats obtenus dans cette thèse ont permis d'explorer les impacts de l'économie numérique sur les inégalités économiques, en se concentrant principalement sur l'indice de Gini. Les analyses économétriques ont révélé des contributions différenciées des variables explicatives, telles que les investissements en TIC et le PIB par habitant, tandis que des variables comme l'accès à Internet et les brevets en IA n'ont pas démontré d'effets significatifs sur les inégalités. Cette discussion vise à interpréter ces résultats en tenant compte de la littérature existante et des spécificités des données.

5.8.1 Investissements en TIC et réduction des inégalités

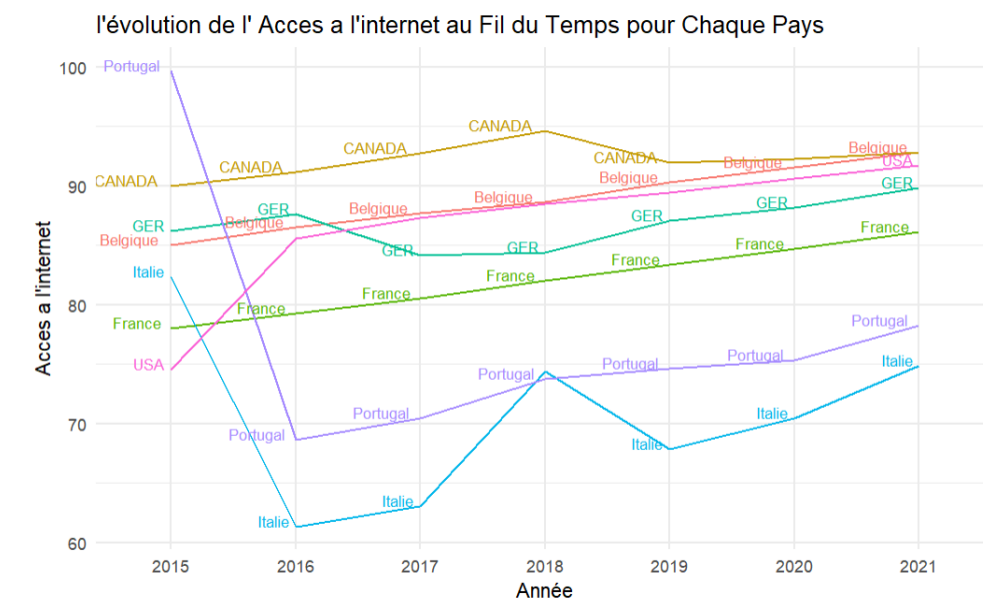
L'effet significatif et négatif des investissements en TIC sur l'indice de Gini confirme que l'investissement en technologie numérique est un facteur clé dans la réduction des inégalités économiques. Nos résultats vont dans le même sens que les travaux de Chinn et Fairlie (Chinn, 2007), qui ont montré que les infrastructures numériques favorisent l'ensemble de l'économie, notamment en améliorant l'accès à l'éducation et aux opportunités professionnelles. Cependant, l'efficacité des investissements dépend de la capacité des gouvernements à mettre en place des politiques permettant une utilisation équitable de ces technologies.

5.8.2 PIB par habitant : un élément important pour l'égalité économique

Selon notre attente, la croissance économique (PIB par habitant) a bien eu un impact significatif dans la lutte contre les inégalités, ce qui va dans le sens de l'idée selon laquelle le développement économique constitue une donnée essentielle pour l'amélioration des disproportionnalités des revenus. Notre résultat est en cohérence avec les conclusions de Kuznets (1955) qui soutenait que la croissance économique tendait à réduire les inégalités à partir d'un certain seuil. Cependant cet effet peut être conditionné par les structures économiques et les politiques sociales instaurées dans les pays que nous étudions (Kuznets, (1955))

5.8.3 Absence d'effet significatif sur l'accès à l'internet

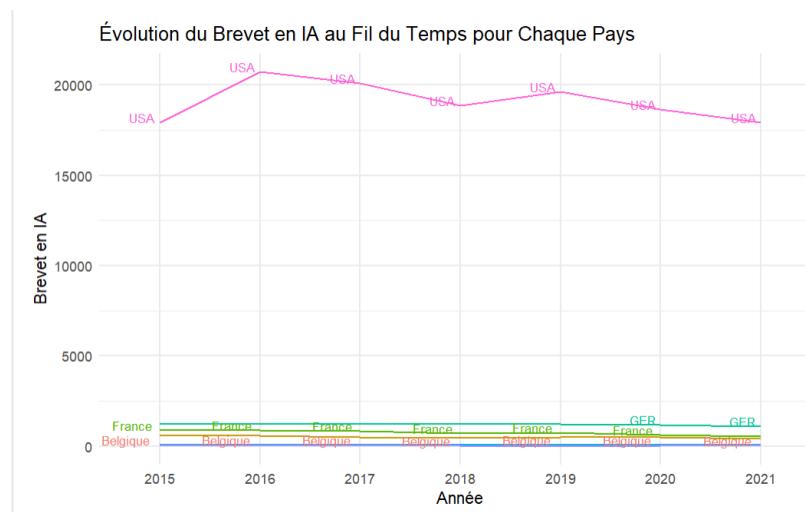
Les disparités entre les pays en matière d'accès à l'internet, montre une tendance générale vers une amélioration globale. Les pays comme (Belgique, Canada, France et USA) ont un taux d'accès à l'internet élevé avec une progression modérée, tandis que les pays comme (Portugal et Italie) décollaient avec un retard, ce qui prouve l'efforts notables pour réduire l'écart du gap. Cette évolution met en exergue l'importance sur les investissements des infrastructures numériques et les politiques publiques qui permettent l'accès équitable a l'internet dans le temps. Cela pourrait être du de l'absence d'effet significatif de l'accès à l'internet sur les inégalités économiques. Nous pouvons expliquer l'absence de significativité par la persistante de la fracture numérique. Bien que l'accès à l'internet soit à la portée de tout le monde dans ses pays, son usage productif est toujours limité pour les groupes vulnérables. Le chercheur Granjon a montré que l'accès l'internet ne permet pas seul de réduire les inégalités mais aussi mettre l'accent sur l'investissement dans la formation numériques pour rendre utilisation de façon équitable (Granjon, 2009a).



Graphique 13:Évolution de l'accès à l'internet au fil du temps pour chaque pays

5.8.4 Absence d'effet significatif de brevet en IA

Les brevets en IA n'ont pas impact significatif avec l'indice de Gini, cela peut être dû à la taille de notre échantillon ou à leur nature polarisante. Les technologies d'intelligence artificielle tendent à bénéficier principalement aux grandes entreprises et aux secteurs déjà bien équipés, amplifiant ainsi les disparités existantes (Brynjolfsson, 2014). Cela pourrait expliquer pourquoi leur impact sur les inégalités économiques n'apparaît pas clairement dans les résultats globaux. Nous constatons qu'il y'a un nombre de Brevet en IA aux États-Unis D'Amérique comparativement aux pays de notre recherche malgré qu'ils soient aussi développés. Nous pouvons dire que les USA ont un cadre qui favorise les innovations et aussi il y'a plus de ressources financières pour les stats up. La Silicon Valley est un modèle très attrayant pour beaucoup de start up international. Ces starts up viennent chercher de financement pour les projets d'innovations et cela explique pourquoi il y'a plus de brevet en IA aux USA. Nous constatons que ce n'est pas le nombre de Brevet en IA que détient un pays qui est important au cours d'année mais plutôt le volume d'investissement qui a été mis pour acquérir ses innovations, qui permet l'accès à la population de pouvoir utiliser ses innovations de façon équitable. L'effet de ses Investments pourrait expliquer pourquoi la Belgique a un taux d'Indice de GINI comparativement aux pays. Malgré le petit nombre de Brevet en IA en Belgique, nous pouvons dire que grâce à ses investissements la population Belge a l'accès à ses innovations. Cela s'explique par le graphique de l'évolution de Brevet en IA au fil du temps de chaque pays.



Graphique 14: Évolution du brevet en IA au fil du temps pour chaque pays

5.8.5 Implications des résultats pour les politiques publiques

Les résultats obtenus suggèrent que les politiques publiques doivent être adaptées pour maximiser les bénéfices de l'économie numérique tout en réduisant ses effets négatifs. Par exemple, une meilleure répartition des investissements en TIC pourrait améliorer l'accès aux opportunités économiques, tandis que des réglementations plus strictes sur l'automatisation pourraient limiter ses impacts polarisants. De plus, des programmes de formation visant à renforcer les compétences numériques des populations moins nanties sont essentiels pour exploiter pleinement les avantages de l'accès à Internet.

5.8.6 Comparaison avec la littérature

D'après les résultats issus de notre recherche il ressort que deux de nos variables à savoir : l'accès à l'internet et les brevets en intelligence artificielle (IA) n'ont pas un effet significatif sur les inégalités économiques dans les pays industrialisés. En revanche les deux autres variables à savoir les investissements en technologies de l'information et de la communication (TIC) ainsi que le PIB par habitant ont un effet significatif sur l'indice de Gini qui est les inégalités économiques. Dans cette section nous allons mettre en exergue les conclusions des recherches antérieures.

A. Accès à Internet : un effet non significatif confirmé par la littérature

Le fait que l'accès à l'internet n'observe pas d'impact significatif sur l'indice de Gini dans notre modèle est bien en phase avec plusieurs recherches majeures. Granjon (2009) dans son article montre que la disposition d'un accès physique à l'internet n'est pas un élément déterminant de la réduction des inégalités économiques. Mais le point crucial est la compétence numérique et la façon dont les individus l'utilisent dans leur quotidien qui contribue aux inégalités économiques. Par conséquent l'accès généralisé de l'internet dans les pays industrialisés fait que cette variable n'influence plus la variation des inégalités économiques (Granjon, 2009a) . Il est important de noter que Van Dijk dit que l'accès à l'internet ne peut pas changer les conditions socioéconomiques. Mais c'est plutôt la façon d'utilisations et aussi comment les individus l'intègre de façon professionnelle les technologies qui impacte les inégalités. Ainsi, donc les pays

développés ont un taux de connectivité généralisé très fort, d'où la non-significativité de la variable accès à l'internet (2005).

De la même manière, Chinn et Fairlie, dans une analyse économétrique généralisée, il ressort que la montée de l'internet est trop uniforme pour montrer de façon statistique les inégalités économiques. Pour eux l'internet est facteur influant uniquement dans les pays en voies de développement (Chinn, 2007). Ce qui vient confirmer notre résultat car notre panel est exclusivement sur les pays industrialisés. Enfin, selon Morrisson et Murin l'effet de l'accès aux technologies sur les inégalités est significatif que lorsqu'on observe d'importantes disparités structurelles comme dans les pays sous-développés (Morrisson, 2008).

En conclusion, les résultats de nos estimations économétriques indiquent que l'accès à l'internet n'est pas un facteur significatif des pays développés tel que soutenu par les littératures intérieures ci-dessus.

B. Brevets en IA : absence d'effet direct également observée dans la littérature

Nos résultats montrent que le nombre de brevets en intelligence artificielle n'a pas d'effet statistiquement significatif sur l'indice de Gini. Mais il faut noter que plusieurs chercheurs ont expliqué ce phénomène dans leurs travaux.

Goldfarb et Tucker soulignent que la production de brevets reflète davantage l'activité d'innovation au niveau des entreprises que des transformations socioéconomiques au niveau des ménages. Les bénéfices des brevets sont concentrés dans les grandes firmes technologiques et ne se traduisent pas automatiquement en bien-être économique pour la population, d'où l'absence d'effet direct sur les inégalités mesurées par le Gini (Goldfarb, (2019). Brynjolfsson et McAfee ont démontré que le développement de l'intelligence artificielle favorise la productivité macroéconomique, en revanche les bénéfices ne sont pas immédiatement visibles au niveau des ménages. Raison pour laquelle les brevets en Intelligence artificielle n'ont pas d'effet significatif visible sur la distribution de richesse. Il est important de montrer que les innovations dans le domaine de l'intelligence artificielle sont plus basées sur le capital. Ce qui ne permet pas de quantifier son impact sur le partage de revenu à court terme. Ils soulignent que l'impact est lié sur le marché de l'emploi et la polarisation des compétences (Brynjolfsson, 2014). Enfin,

Farahani et Ghasemi montrent que les brevets en IA sont concentrés dans deux pays à savoir les États-Unis et la Chine, ce qui ne permet pas de voir son effet statistique dans les modèles avec plusieurs pays de l'Europe. Leur étude montre que les brevets ne deviennent significatifs que lorsqu'ils se traduisent par des applications à grande échelle, ce qui n'est pas encore le cas dans la période récente observée (2015–2021) (Farahani, 2024).

Ainsi, la littérature confirme que le nombre de brevets en IA n'est pas un indicateur économique pertinent pour expliquer immédiatement les inégalités de revenu dans les pays industrialisés, ce qui valide nos résultats.

C. Investissements en TIC et PIB par habitant : résultats cohérents avec la théorie et les études existantes

Les résultats obtenus de notre analyse démontrent que les investissements en TIC ont un effet significatif sur la réduction des inégalités économiques. Cette conclusion corrobore avec les études de Chinn et Fairlie, qui démontrent que l'investissement dans les infrastructures numériques est un facteur pertinent dans la réduction des inégalités économiques, bien plus que l'accès ou l'innovation brute (Chinn, 2007). Le même résultat a été obtenu par Aubouin dans une thèse récente, qui conclut que les investissements publics et privés dans les infrastructures numériques impactent de manière significative sur les inégalités économiques et non les facteurs comme les brevets en IA ou l'accès à internet (Aubouin, 2023a). Enfin, les résultats obtenus sur l'effet du PIB par habitant rejoignent les travaux empiriques sur la courbe de Kuznets, selon lesquels la croissance économique finit par réduire les inégalités après un certain seuil de développement, ce qui est le cas des pays dans notre étude (Kuznets, (1955)).

En somme, il est important de noter que les analyses théoriques et les conclusions empiriques de la littérature économiques sont en parfaite harmonie avec les résultats issues de notre étude. L'absence d'effet significatif de l'accès à Internet et les brevets en IA sont validés par plusieurs chercheurs, en particulier dans les pays développés tandis que les facteurs significatifs à savoir : les investissements TIC, PIB par habitant sont cohérents aux facteurs influent des inégalités identifiées par plusieurs études. Enfin, cette comparaison vient solidifier les résultats obtenus de

nos estimations. Ceci démontre que notre étude est une suite logique avec les travaux empiriques sur l'économie numérique et les inégalités économiques.

CONCLUSION

La transformation numérique est une réalité incontournable pour une économie inclusive. Dans notre étude l'économie numérique est un essor de la transformation de l'économie inclusive et sociale. Nous ne pouvons pas nier que l'économie numérique est aujourd'hui l'outil par excellence pour la réduction des inégalités économiques. Cependant, cette même économie numérique présente des risques d'exacerbations des inégalités économiques. L'essence de notre recherche est d'évaluer les impacts de l'économie numérique sur les inégalités économiques. Selon nos analyses économétriques, nous avons constaté que seule deux variables ont un impact significatif sur les inégalités économiques à savoir les investissements en TIC et le PIB/Habitant. Les autres variables à savoir l'Accès à l'Internet et les brevets en IA n'ont pas y un effet significatif au contraire elles créent plus de fracture numérique.

L'absence d'effet significatif de l'accès à Internet et des brevets en IA pourrait être due à la taille de notre échantillon et le faible taux d'utilisation des brevets en IA. Mais les études antérieures ont montré que ces deux variables n'ont pas d'effet significatif dans les pays développés, ce qui est le cas de notre échantillon qui est composé essentiellement des pays développés. De plus, l'analyse de la disparité des observations selon les pays reste à approfondir. Dans notre recherche, il faut l'État gendarme qui développera les stratégies politiques pouvant aller plus dans la lutte contre la fracture numérique, ce qui permettra d'avoir un accès de manière équitable et inclusive pour les populations défavorisées aux ressources technologiques. D'autre part, la politique doit mettre un accent particulier la formation aux nouvelles à toute la couche sociale. Dans nos recherches futures, nous allons faire des analyses par région ou par niveau de développement économique qui pourraient être ajoutées, avec d'autres variables supplémentaires surtout à l'internet et les brevets en IA permettant de mieux évaluer l'usage productif des technologies numériques spécifiques par région ou niveau de développement économique, ainsi que des variables supplémentaires mesurant l'utilisation productive des technologies numériques.

RÉFÉRENCES

- Acemoglu, D. R., P. (2018). Intelligence artificielle, automatisation et travail. *Document de travail NBER n° 25696*, <https://www.nber.org/papers/w25696>.
- Aghion, P., Jones, BF, Jones, CI. (2017). Intelligence artificielle et croissance économique *Document de travail NBER n° 23928*.
- Akintunde, O., Khadijah, I., & Olasunkanmi, A. (2021). Multicolinéarité dans l'analyse de régression : une revue des solutions et une étude de simulation utilisant R. , . *International Journal of Energy Economics and Policy*, 11(11), 109–121.
- Arellano, M., Bond, S. (1991). Quelques tests de spécification pour les données de panel : preuves de Monte Carlo et application aux équations d'emploi. *Review of Economic Studies* ,. 58(52), 277–297.
- Auboin, M. (2023a). « Déterminants de la fracture numérique : le cas de la France », . *GENES*, numéro 151, pages 137–180.
- Auboin, M. (2023b). Économie du numérique : enjeux relatifs à la macroéconomie, les inégalités et. In *Économie du numérique : enjeux relatifs à la macroéconomie, les inégalités et*. Paris, France.
- Avi Goldfarb, e. C. T. (2019). Économie numérique. *Journal of Economic Literature*, 3–43
- Baltagi, B. H. (2008). Econometric analysis of panel data. *John Wiley & Sons.4th ed*.
- Beauchamps, M. (2009). Fracture numérique et justice sociale. *Cahiers du numérique* vol. 5, no 1, .
- Bessen, J. (2018). Ai and jobs: the role of demand. In *national bureau of economic research*.
- Bobbitt, R. (2022). Tests de diagnostic pour les modèles de régression linéaire : mise en œuvre et robustesse". "
- Brynjolfsson, E., Andrew McAfee. (2014). *La seconde ère des machines Travail, progrès et prospérité à l'ère des technologies brillantes*.
- Capraro, V., Lentsch, A., Acemoglu, D., Akgun, S., Akhmedova, A., Bilancini, E., Bonnefon, J.-F., Brañas-Garza, P., Butera, L., Douglas, K. M., Everett, J. A. C., Gigerenzer, G., Greenhow, C., Hashimoto, D. A., Holt-Lunstad, J., Jetten, J., Johnson, S., Kunz, W. H., Longoni, C.,... Viale, R. (2024). The impact of generative artificial intelligence on

socioeconomic inequalities and policy making. *PNAS Nexus*, 3(6).

<https://doi.org/10.1093/pnasnexus/pgae191>

Ceriani, V. (2012). The origins of the Gini index: Extracts from "Variabilità e mutabilità" (1912) *Journal of Economic Inequality*, 10(13), 421–443.

Chen, L., & Pun, C.-S. (2019). « Test de Breusch-Pagan basé sur le bootstrap pour les données fonctionnelles de grande dimension *Journal of Multivariate Analysis*

Chinn, M., Fairlie, RW. (2007). Les déterminants de la fracture numérique mondiale : une analyse comparative de l'utilisation de l'ordinateur et de la pénétration d'Internet. *Oxford Economic Papers* 59(51), 16–44.

Choi, I. (2001). Tests de racine unitaire pour les données de panel. *Journal of International Money and Finance*, 20(22), 249–272.

Cottrell, A., Lu, H., & Choudhary, A. (2009). Introduction à R pour l'analyse spatiale et la cartographie. *CreateSpace Independent Publishing Platform*.

de Mesnard, O. (1997). L'indice de Gini et les généralisations. *Revue d'économie appliquée*, 47, n°42, p. 45–68.

Dijk, V. (2005). L'aggravation du fossé : les inégalités dans la société de l'information. Thousand Oaks, *JAGM CA : Sage Publications*.

Duclos, J.-Y., et Araar, A. (1998). Analyse de la progression des inégalités. *Économie et Prévision*, 136(132), 131–120.

European Commission. (2022). Digital Economy and Society Index (DESI).

Farahani, M. S., Ghazal Ghasemi. (2024). Intelligence artificielle et inégalités : défis et opportunités.

Fowler, L. e. c. (. 2024). Tests Breusch-Pagan robustes pour l'hétéroscédasticité dans les données de santé mobiles incomplètes". . *[Journal de santé publique numérique ou biostatistique appliquée]*.

Goldfarb, A., & Tucker, C. (2019). Économie numérique. , *Journal of Economic Literature* 57(51), 53–43.

Goos, M., & Manning, A. (2005). Can a More Nuanced View of Skill Biased Technological Change Explain the Recent Changes in Wage Inequality? *Reflets et perspectives de la vie économique*(2), 37–45.

- Goos, M., Manning, A. (2007). Emplois pénibles et emplois agréables : la polarisation croissante du travail en Grande-Bretagne. *Revue d'économie et de statistique* 89(81), 118–133.
- Granjon, F. (2009a). Inégalités numériques et reconnaissance sociale. Des usages populaires de l'informatique connectée. *Les Cahiers du numérique*, 5(1), 19–44.
- Granjon, F. (2009b). Inégalités numériques et reconnaissance sociale: Des usages populaires de l'informatique connectée. *Les Cahiers du numérique*, 5(1), 19–44.
- Guiader, Y. (2020). La fiscalité de l'économie numérique : défis et perspectives.
- Gujarati, D. N., Porter, D. C. (2009). Économétrie de base (5e éd.). *McGraw-Hill Irwin*.
- Hausman, J. A. (1978). Tests de spécification en économétrie. *Econometrica* , vol 46, numero 6.
- Hobijn, B., et al. (2004). "Tests Breusch-Pagan généralisés pour l'hétéroscédasticité des données de panel. *Journal of Applied Econometrics* .
- Hobijn, B., Franses, PH, & Ooms, M. ,. (2004). Généralisations du test KPSS de stationnarité. . *Statistica Neerlandica*, 58(54), 483–502.
- Hsiao, C. (2014). Analysis of panel data (3rd ed.). *Cambridge University Press*.
- Im, K., Pesaran, MH et Shin, Y. (2003). Tests de racines unitaires dans les panels hétérogènes. , . *Journal of Econometrics*, 115(111), 153–174.
- Im, K. S., Pesaran, M. H., & Shin, Y. (2003). Testing for unit roots in heterogeneous panels. *Journal of econometrics*, 115(1), 53–74.
- The Impact Of Digital Economy On International Trade. (2020). In *European Journal of Business and Management Research* , .
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. . (2013). Une introduction à l'apprentissage statistique : avec des applications en R. *New York : Springer*.
- Kutner, M., Nachtsheim, CJ, Neter, J., & Li, W. (2005). Modèles statistiques linéaires appliqués (5e éd.). *McGraw-Hill Irwin*.
- Kuznets, S. (1955). Croissance économique et inégalités de revenus . *American Economic Review* , , 45(41), 41–28.
- Lee, Y.-J., & Schmidt, P.. (1996). Sur la puissance du test KPSS de stationnarité face à des alternatives fractionnellement intégrées. *Journal of Econometrics* , , 73(71), 285–302.

- Levin A., L. C. F., Chu C SJ. (2002). Tests de racine unitaire dans les données de panel : propriétés asymptotiques et d'échantillon fini. *Journal of Econometrics* , , 108(101), 101–124.
- Manning, M. G. A. (2007). Emplois médiocres et agréables : la polarisation croissante du travail en Grande-Bretagne *Review of Economics and Statistics* 118-133.
- Milad Shahvaroughi Farahani, G. G. (2024). Intelligence artificielle et inégalités : défis et opportunités. *Milad Shahvaroughi Farahani , Ghazal Ghasemi*.
- Montgomery, D., Peck, EA et Vining, GG . (2012). Introduction à l'analyse de régression linéaire (5e éd.). *John Wiley & Sons*.
- Morrisson, F. M. e. C. (2008). L'inégalité mondiale de l'éducation et des revenus (1870-2000). In *Économie et Prévision* 186(5):39-46. France.
- Nicolas Colin, P. C. (2015). *Transformation numérique et création d'emplois*.
- OCDE. (2019a). L'intelligence artificielle dans la société. In. Paris, France: OCDE.
- OCDE. (2019b). *L'intelligence artificielle dans la société*.
https://www.oecd.org/fr/publications/l-intelligence-artificielle-dans-la-societe_b7f8cd16-fr.html
- Piketty, T. e. S., E. (2014). Wealth Inequality in the United States since 1913: Evidence from Capitalized Income Tax Data. *Quarterly Journal of Economics*, 129(124), 1553–1592.
- SABHI, R. Gérer les émotions et les algorithmes : l'équilibre délicat entre intelligence artificielle et finance comportementale. In. Kénitra,, Université Ibn Tofail, , Maroc.
- Stiglitz, A. K. e. J. E. (2017). L'intelligence artificielle et ses implications pour la répartition des revenus et le chômage. *National Bureau of Econmics Research*.
- Teutem, S. v. (2025). There are now more than half a billion mobile money accounts in the world, mostly in Africa — here's why this matters. *Our World in Data*.
- Verbeek., M. (2017). Guide d'économétrie moderne (5e éd.). . *Chichester : John Wiley & Sons*.
- Verdugo, G. (2017). Les nouvelles inégalités du travail. Pourquoi l'emploi se polarise. In *Les Presses de Sciences Po, coll. « Sécuriser l'emploi »* (pp. 120 p). Paris, France.
- Vougas, D. (2012) . L'effet de la spécification sur les propriétés d'échantillon fini du test de Breusch-Pagan. *Communications in Statistics - Simulation and Computation* , , 41(46), 983–995.

Wooldridge, J. M. (2010). Analyse économétrique des données transversales et des données de panel. *Presses du MIT*.