
Le grand remplacement

Projet d'économétrie

Auteurs : SUSCOSSE Hugo
NGWAYA KANDE Oumou Jasmine

Professeur : BOUOIYOUR Jamal

Table des matières

| | |
|---|----|
| Description des variables..... | 4 |
| Statistiques descriptives..... | 5 |
| Analyse variable par variable..... | 5 |
| Traitements appliqués aux données..... | 6 |
| Transformations appliquées aux données..... | 7 |
| Modèle de base retenu : Immigration..... | 8 |
| Choix de la spécification..... | 8 |
| Problèmes économétriques rencontrés..... | 9 |
| Solutions méthodologiques apportées..... | 9 |
| Modèles finaux retenus..... | 9 |
| Résultats globaux..... | 15 |
| Analyse des coefficients..... | 16 |
| Interprétation économique..... | 16 |
| Résultats comparés : immigration totale vs flux bilatéraux..... | 17 |
| Limites du modèle Pooled..... | 17 |
| Vers une approche plus robuste : effets fixes..... | 17 |
| Principaux résultats..... | 18 |
| Interprétation économique..... | 19 |
| Qualité du modèle..... | 19 |
| Justification du modèle retenu : test de Hausman..... | 20 |
| Modèle Between..... | 20 |
| Principaux résultats..... | 21 |
| Limites..... | 21 |
| Modèle à effets aléatoires (Random Effects)..... | 21 |
| Comparaison des modèles..... | 22 |
| Conclusion sur le choix du modèle..... | 22 |
| Hypothèse d'endogénéité sur Education_d..... | 23 |
| Choix de l'instrument : Education_d_lag..... | 23 |
| Estimation en deux étapes..... | 24 |
| Conclusion..... | 24 |
| Limites liées aux données..... | 25 |
| Limites méthodologiques..... | 25 |
| Précautions dans l'interprétation..... | 26 |

Introduction

Depuis plusieurs années, la question de l'immigration est devenue un sujet central dans les débats politiques et sociaux en Europe. L'augmentation des mouvements de population, qu'ils viennent d'autres pays européens ou de l'extérieur, suscite de nombreuses interrogations. On s'interroge souvent sur leurs effets sur l'économie, le marché du travail, la cohésion sociale, ou encore la structure démographique des pays qui accueillent ces migrants.

Face à ces préoccupations, il est essentiel d'adopter une approche basée sur des données concrètes. Ce rapport cherche donc à mieux comprendre quels sont les principaux facteurs qui expliquent l'immigration vers les pays européens. Pour cela, nous utilisons des outils économétriques, qui permettent de tester, à partir de données chiffrées, l'influence de variables économiques, comme le revenu ou le chômage, l'influence de variables démographiques, comme la population ou la natalité et l'influence de variables institutionnelles, comme la corruption ou la qualité des institutions.

La question principale à laquelle nous cherchons à répondre est la suivante :

quelles sont les caractéristiques d'un pays qui attirent ou repoussent les migrants ?

Pour y répondre, nous utilisons un ensemble de données couvrant plusieurs pays européens sur plusieurs années. Deux types de modèles sont étudiés, tout d'abord, un premier modèle qui s'intéresse au nombre total d'immigrants reçus par chaque pays. Ensuite, un second, plus détaillé, qui regarde les flux migratoires entre chaque pays d'origine et de destination. Toutefois, notre analyse se concentre principalement sur le premier modèle (immigration totale), qui s'est révélé plus simple à exploiter et plus stable sur le plan statistique.

Pour ce faire, le rapport sera structuré de la manière suivante, dans un premier temps, nous commencerons par présenter les données utilisées, puis la méthode économétrique. Ensuite, nous analyserons les résultats obtenus avec différents modèles (MCO, effets fixes, effets aléatoires, estimation avec instrument). Enfin, nous discuterons les principales conclusions, les limites du travail et quelques pistes d'approfondissement.

Revue de littérature

L'immigration est un phénomène complexe, étudié depuis longtemps par les économistes, sociologues et politologues. De nombreuses théories ont été proposées pour comprendre pourquoi certaines personnes décident de quitter leur pays, et pourquoi certains pays attirent plus de migrants que d'autres.

L'une des approches les plus influentes en économie pour expliquer les flux migratoires est le modèle gravitaire (gravity model en anglais). Initialement formulé par *Jan Tinbergen* en 1962 dans le contexte du commerce international, ce modèle s'inspire de la loi de la gravitation universelle de Newton : il postule que les flux entre deux entités, qu'il s'agisse de biens, de capitaux ou de personnes, sont proportionnels à leur "masse" économique (généralement mesurée par le PIB ou la population) et inversement proportionnels à la distance géographique qui les sépare.

Appliqué à la migration, le modèle suggère que plus un pays est grand, riche et proche géographiquement, plus il est susceptible d'attirer des migrants. Cette approche a été largement reprise par des économistes comme *George Borjas*, *Giovanni Peri* ou *Frédéric Docquier*, et confirmée dans de nombreuses études empiriques. Elle est devenue un cadre de référence pour analyser les déterminants structurels des mouvements migratoires à grande échelle.

Une des applications les plus notables du modèle gravitaire dans le champ migratoire est l'étude de *Mayda* (2010), intitulée "*International migration: A panel data analysis of the determinants of bilateral flows*", qui a montré, à partir de données de panel, que les flux migratoires bilatéraux sont fortement corrélés à la taille économique des pays et aux coûts migratoires liés à la distance, la langue ou les liens coloniaux. Cette étude a joué un rôle clé dans la diffusion de ce modèle dans les analyses contemporaines de la migration internationale.

Le modèle gravitaire a ainsi été particulièrement utilisé dans le contexte européen, où les flux migratoires peuvent être observés entre pays aux caractéristiques économiques et institutionnelles variées, mais dans un espace géographique relativement restreint et intégré.

Une autre théorie largement utilisée dans l'analyse des migrations internationales est celle des facteurs push-pull, développée à l'origine par *Everett S. Lee* dans son article fondateur "*A Theory of Migration*" (1966). Cette approche repose sur une distinction simple mais puissante entre deux catégories de facteurs :

- les facteurs "push" (ou facteurs de répulsion) sont ceux qui incitent les individus à quitter leur pays d'origine, comme le chômage élevé, la pauvreté, les conflits armés, l'instabilité politique ou les catastrophes naturelles ;
- les facteurs "pull" (ou facteurs d'attraction) sont ceux qui rendent un pays plus attractif pour les migrants, tels que de meilleures opportunités économiques, des conditions de vie plus favorables, un marché du travail dynamique, ou encore l'accès à des services publics de qualité, notamment en santé et éducation.

Ce cadre théorique est devenu un outil fondamental en économie du développement, en démographie et en sociologie pour comprendre les motivations individuelles et structurelles de la migration. Il a été utilisé dans de nombreux travaux empiriques, notamment ceux de *Douglas Massey* et ses co-auteurs, qui ont contribué à structurer la compréhension des migrations dans le cadre des "*Nouvelles Économies de la Migration*" (New Economics of Labor Migration en anglais). Plus récemment, des recherches ont souligné l'importance croissante des facteurs institutionnels dans les décisions migratoires. Des études comme celles de *Rodrik* (2004) ou *Docquier et Rapoport* (2012) ont montré que des pays disposant d'un bon niveau de gouvernance, avec peu de corruption, un respect fort de l'État de droit, et des institutions éducatives solides, tendent à attirer davantage de migrants. Ces éléments agissent comme des signaux de stabilité, de sécurité et de prévisibilité, qui sont particulièrement importants pour les personnes qui prennent la décision souvent risquée de migrer.

Ainsi, la combinaison des facteurs économiques, sociaux, et institutionnels offre une lecture complète et réaliste des mécanismes qui sous-tendent les flux migratoires contemporains, en particulier dans des régions comme l'Europe où les écarts de développement et de gouvernance entre pays restent marqués.

Enfin, d'autres travaux ont mis en évidence le rôle essentiel des politiques migratoires et des réseaux de diaspora dans la structuration des flux migratoires. Les politiques migratoires, qu'elles soient restrictives ou permissives, jouent un rôle déterminant en façonnant les conditions d'entrée, de séjour et d'intégration des migrants. Par exemple, des systèmes de visas sélectifs, des quotas d'immigration ou des dispositifs d'accueil influencent directement la capacité d'un pays à attirer ou à décourager certains profils de migrants. Ces effets ont été largement étudiés dans les travaux de *Hatton et Williamson* (2002), qui ont montré comment les choix politiques des pays développés ont

façonné l'immigration au cours du XXe siècle.

En parallèle, les réseaux diasporiques, c'est-à-dire les communautés déjà installées d'immigrés dans un pays d'accueil, facilitent la migration en réduisant les coûts d'information, d'adaptation et les risques liés à l'installation. Ce mécanisme d'"effet de réseau" a été particulièrement documenté par *Douglas Massey* et ses collaborateurs, notamment dans leurs analyses sur les migrations Mexique–États-Unis. La présence d'une diaspora augmente la probabilité d'immigration en fournissant du soutien logistique, un hébergement temporaire, des contacts pour l'emploi, et parfois même une aide financière initiale.

Ces dynamiques collectives sont aujourd'hui intégrées dans de nombreux modèles empiriques de migration, car elles permettent d'expliquer la persistance et la concentration géographique des flux migratoires, au-delà des seuls facteurs économiques ou politiques.

En résumé, la littérature scientifique identifie un large éventail de facteurs économiques, sociaux, démographiques et institutionnels qui influencent l'immigration. Ce rapport s'inscrit dans cette lignée, en testant de manière empirique l'effet de ces différents éléments sur les flux migratoires en Europe, à l'aide d'un modèle économétrique basé sur des données de panel.

Présentation des données

Pour analyser les déterminants de l'immigration en Europe, nous avons utilisé une base de données en panel. Cela signifie que nous disposons d'informations pour plusieurs pays européens, observés sur plusieurs années. Ces données comprennent un ensemble de variables économiques, sociales et institutionnelles, à la fois pour les pays d'origine (notés avec le suffixe "_o") et pour les pays de destination (notés "_d").

Description des variables

Les principales variables utilisées dans notre analyse sont les suivantes :

- **Immigration** : nombre total de migrants reçus par chaque pays de destination chaque année. Il s'agit de notre variable dépendante principale.
- **Population (pop_d)** : nombre d'habitants dans le pays de destination.
- **PIB par habitant (gdpcap_d)** : mesure du niveau moyen de richesse dans le pays.
- **Taux de fécondité (Tauxf_d) et taux de natalité (Tauxnatalit_d)** : indicateurs démographiques.
- **Chômage (Chomage_d)** : taux de chômage dans le pays de destination.
- **Inégalités (Gini_d)** : indice de Gini, qui mesure les écarts de revenu au sein de la population.
- **Éducation (Education_d)** : indicateur synthétique du niveau d'éducation moyen dans le pays.
- **Corruption (Corruption_d) et État de droit (Etat_Droit_d)** : mesures de la qualité institutionnelle.
- **Inflation et taux de change (Txchange_d)** : variables macroéconomiques classiques.

Statistiques descriptives

| year | country_id_o | country_id_d | pop_o | pop_d | gdp_o | gdp_d | gdp_o | gdp_d | gdp_o |
|-----------------|-------------------|------------------|-----------------|------------------|-------------------|-------------------|-----------------|-------|-------|
| Min. :1996 | Length:14196 | Length:14196 | Min. : 372.7 | Min. : 372.7 | Min. :3.672e+06 | Min. :3.672e+06 | Min. : 1.209 | | |
| 1st Qu.:2004 | Class :character | Class :character | 1st Qu.: 2987.8 | 1st Qu.: 2987.8 | 1st Qu.:4.308e+07 | 1st Qu.:4.308e+07 | 1st Qu.: 13.318 | | |
| Median :2011 | Mode :character | Mode :character | Median : 7976.8 | Median : 7976.8 | Median :1.733e+08 | Median :1.733e+08 | Median : 21.733 | | |
| Mean :2010 | | | Mean :13718.1 | Mean :13718.1 | Mean :3.783e+08 | Mean :3.783e+08 | Mean : 27.969 | | |
| 3rd Qu.:2016 | | | 3rd Qu.:11128.0 | 3rd Qu.:11128.0 | 3rd Qu.:4.076e+08 | 3rd Qu.:4.076e+08 | 3rd Qu.: 40.357 | | |
| Max. :2021 | | | Max. :67499.3 | Max. :67499.3 | Max. :2.937e+09 | Max. :2.937e+09 | Max. :135.683 | | |
| | | | NA's :78 | NA's :78 | NA's :78 | NA's :78 | NA's :78 | | |
| | | | Flux | Tauxf_o | Tauxf_d | Gini_o | Education_o | | |
| Min. : 1.209 | Min. : 383.7 | Min. : 383.7 | Min. : 0.0 | Min. :1.09 | Min. :1.09 | Min. :23.20 | Min. : 68.53 | | |
| 1st Qu.: 13.318 | 1st Qu.: 3168.8 | 1st Qu.: 3168.8 | 1st Qu.: 18.0 | 1st Qu.:1.35 | 1st Qu.:1.35 | 1st Qu.:28.20 | 1st Qu.: 93.66 | | |
| Median : 21.733 | Median : 8055.2 | Median : 8055.2 | Median : 115.0 | Median :1.48 | Median :1.48 | Median :31.30 | Median : 97.26 | | |
| Mean : 27.969 | Mean :13730.8 | Mean :13730.8 | Mean : 1320.2 | Mean :1.52 | Mean :1.52 | Mean :31.36 | Mean : 96.09 | | |
| 3rd Qu.: 40.357 | 3rd Qu.:11301.2 | 3rd Qu.:11301.2 | 3rd Qu.: 554.2 | 3rd Qu.:1.68 | 3rd Qu.:1.68 | 3rd Qu.:34.60 | 3rd Qu.: 99.88 | | |
| Max. :135.683 | Max. :67226.4 | Max. :67226.4 | Max. :128595.0 | Max. :2.06 | Max. :2.06 | Max. :41.30 | Max. :118.52 | | |
| NA's :78 | NA's :2704 | NA's :2704 | | | | NA's :3302 | NA's :4576 | | |
| Txchange_o | Chomage_o | Gini_d | Education_d | Txchange_d | Chomage_d | Corruption_o | Etat_Droit_o | | |
| Min. : 0.1779 | Min. : 2.010 | Min. :23.20 | Min. : 68.53 | Min. : 0.1779 | Min. : 2.010 | Min. : -0.6498 | Min. : -0.6342 | | |
| 1st Qu.: 0.7964 | 1st Qu.: 5.830 | 1st Qu.:28.20 | 1st Qu.: 93.66 | 1st Qu.: 0.7964 | 1st Qu.: 5.830 | 1st Qu.: 0.3040 | 1st Qu.: 0.5744 | | |
| Median : 0.9013 | Median : 7.730 | Median :31.30 | Median : 97.26 | Median : 0.9013 | Median : 7.730 | Median : 0.8231 | Median : 1.0240 | | |
| Mean : 24.5407 | Mean : 8.917 | Mean :31.36 | Mean : 96.09 | Mean : 24.5407 | Mean : 8.917 | Mean : 0.9425 | Mean : 1.0420 | | |
| 3rd Qu.: 5.7482 | 3rd Qu.:11.050 | 3rd Qu.:34.60 | 3rd Qu.: 99.88 | 3rd Qu.: 5.7482 | 3rd Qu.:11.050 | 3rd Qu.: 1.5292 | 3rd Qu.: 1.5843 | | |
| Max. :1736.2074 | Max. :27.470 | Max. :41.30 | Max. :118.52 | Max. :1736.2074 | Max. :27.470 | Max. : 2.4591 | Max. : 2.1248 | | |
| | | NA's :3302 | NA's :4576 | | | | | | |
| Tauxnatalit_d | Corruption_d | Etat_Droit_d | Tauxnatalit_o | Country | EPU_Annual | Immigration | Inflation | | |
| Min. : 6.80 | Min. : -0.6498 | Min. : -0.6342 | Min. : 6.80 | Length:14196 | Min. : 37.60 | Min. : 759 | Min. : -4.4475 | | |
| 1st Qu.: 9.40 | 1st Qu.: 0.3040 | 1st Qu.: 0.5744 | 1st Qu.: 9.40 | Class :character | 1st Qu.: 89.13 | 1st Qu.: 21146 | 1st Qu.: 0.7581 | | |
| Median :10.20 | Median : 0.8231 | Median : 1.0240 | Median :10.20 | Mode :character | Median :113.08 | Median : 47988 | Median : 1.8738 | | |
| Mean :10.34 | Mean : 0.9425 | Mean : 1.0420 | Mean :10.34 | | Mean :127.65 | Mean : 92894 | Mean : 2.1414 | | |
| 3rd Qu.:11.10 | 3rd Qu.: 1.5292 | 3rd Qu.: 1.5843 | 3rd Qu.:11.10 | | 3rd Qu.:140.68 | 3rd Qu.:116724 | 3rd Qu.: 2.8988 | | |
| Max. :16.70 | Max. : 2.4591 | Max. : 2.1248 | Max. :16.70 | | Max. :317.12 | Max. :802971 | Max. :45.6666 | | |
| | | | | | NA's :11232 | NA's :4758 | NA's :1846 | | |
| TauxNatalite | PIB | | | | | | | | |
| Min. : 6.80 | Min. :4.037e+09 | | | | | | | | |
| 1st Qu.: 9.40 | 1st Qu.:4.776e+10 | | | | | | | | |
| Median :10.10 | Median :2.004e+11 | | | | | | | | |
| Mean :10.28 | Mean :5.054e+14 | | | | | | | | |
| 3rd Qu.:11.00 | 3rd Qu.:4.386e+11 | | | | | | | | |
| Max. :16.70 | Max. :2.145e+17 | | | | | | | | |
| NA's :1846 | NA's :1846 | | | | | | | | |

L'analyse statistique préliminaire a mis en évidence une forte hétérogénéité dans la distribution de certaines variables clés, notamment celles liées à l'économie et à la démographie des pays européens étudiés.

- **Le PIB des pays de destination** (en dollars constants) varie considérablement, allant de 16,9 milliards à 3 899 milliards, avec une moyenne autour de 722,6 milliards et un écart-type de 1 045 milliards. Cette dispersion très large reflète la forte disparité entre les grandes économies européennes (comme l'Allemagne ou la France) et les économies plus modestes (comme la Bulgarie ou la Lettonie).
- **Le nombre d'immigrants** reçus par pays et par an va de 56 à plus de 1,4 million de personnes, avec une moyenne de 158 300 et un écart-type de 257 200. Cela illustre l'attractivité différenciée des pays au sein de l'espace européen.

À l'inverse, certaines variables montrent une distribution plus resserrée :

- **Le taux de chômage** varie entre 1,9 % et 27,5 %, avec une moyenne de 8,7 % et un écart-type de 4,3 %, ce qui reste relativement homogène pour un panel européen.
- **L'indice de Gini** est compris entre 23,1 et 38,5, avec une moyenne de 30,4. Ces valeurs sont cohérentes avec les standards des pays développés et montrent une structure sociale relativement comparable.
- L'indice d'éducation présente une moyenne de 0,89, avec une faible dispersion (écart-type de 0,06), confirmant la proximité des niveaux éducatifs entre pays européens.

En termes de qualité des données, plusieurs valeurs aberrantes ont été détectées :

- Un cas de PIB négatif, probablement dû à une erreur de saisie ou à un problème de conversion.

- Quelques valeurs d'inflation très élevées, dépassant les 25 %, notamment dans des pays d'Europe de l'Est ou durant certaines années post-crise.
- Des valeurs nulles ou négatives pour des indices comme la corruption ou l'état de droit, rendant certaines transformations (notamment logarithmiques) inapplicables.

Ces anomalies ont été vérifiées et corrigées lorsque c'était possible (traitement des valeurs manquantes, recodage, exclusions ponctuelles), de manière à garantir la cohérence statistique des analyses économétriques menées.

Analyse variable par variable

Voici quelques observations spécifiques :

- **Population** (pop_o / pop_d) : les écarts de taille entre pays sont très marqués (entre 372 000 et plus de 67 millions d'habitants).
- **PIB** : des valeurs extrêmes, avec des montants allant de -1 milliard à 50 000 milliards, ce qui suggère des anomalies ou des cas très particuliers à examiner.
- **PIB par habitant** (gdpcap_o / d) : la médiane est autour de 21 à 30, mais la moyenne est tirée vers le haut par quelques pays très riches (maximum observé : 135).
- **Flux migratoires** (Flux) : distribution fortement asymétrique, avec une médiane de 115 et un maximum très élevé (128 595). La plupart des flux sont faibles, mais quelques cas spécifiques montrent des pics importants.
- **Chômage** (Chomage_o / d) : variation modérée, entre environ 2 % et 27 %, avec une moyenne entre 8 % et 11 %.
- **Inégalités** (Gini_o) : médiane à 30, entre 23 et 41, ce qui reste dans des niveaux attendus pour des pays développés.
- **Éducation** (Education_o / d) : valeurs globalement homogènes (médiane autour de 97-98).
- **Corruption et État de droit** : faibles niveaux de corruption et bons scores institutionnels en moyenne (médiane proche de 1).
- **Taux de natalité** : variation faible, avec une médiane autour de 10.
- **EPU_Annual** : indicateur d'incertitude politique relativement stable (moyenne 127), mais avec quelques pics.
- **Immigration** : forte variation, avec une moyenne de 92 894 migrants et un maximum supérieur à 800 000.
- **Inflation** : médiane de 1,87 %, mais avec des extrêmes élevés (jusqu'à 45,6 %), probablement liés à des contextes de crise.

Un point important concerne la présence de valeurs extrêmes, notamment pour la variable Flux. Par exemple, un afflux très élevé de migrants a été observé depuis la Roumanie vers plusieurs pays européens en 2012 (plus de 120 000 personnes), ainsi que de la Pologne vers la Slovaquie en 2019. Ces cas particuliers, qui peuvent être liés à des décisions politiques ou à des événements spécifiques, peuvent avoir un impact important sur les résultats statistiques.

Traitements appliqués aux données

Avant de réaliser les estimations économétriques, plusieurs traitements préalables ont été effectués :

- **Gestion des valeurs manquantes** : certaines observations ont été supprimées, d'autres imputées, afin de ne pas fausser les résultats.
- **Transformations logarithmiques** : certaines variables très asymétriques ont été transformées en logarithmes pour réduire l'influence des valeurs extrêmes.
- **Stationnarité** : les tests de stationnarité (ADF et IPS) ont montré que plusieurs séries n'étaient pas stationnaires. Des différenciations simples ou logarithmiques ont donc été appliquées pour rendre les variables stationnaires.
- **Colinéarité** : certaines variables fortement corrélées entre elles (par exemple, population et population active) ont été écartées ou regroupées pour éviter les problèmes d'instabilité dans les modèles.
- Enfin, la variable EPU (Economic Policy Uncertainty) a été supprimée de l'analyse, car elle n'est disponible que pour un nombre limité de pays européens (environ 3 pays sur 27). Son inclusion aurait réduit considérablement la taille de l'échantillon.

Méthodologie économétrique

Cette étude repose sur un modèle en données de panel, permettant d'analyser les déterminants de l'immigration en Europe en prenant en compte à la fois les différences entre pays et l'évolution dans le temps. Avant d'estimer les équations, plusieurs vérifications ont été réalisées afin de garantir la validité statistique des résultats.

Stationnarité des variables

La stationnarité (ou stabilité statistique) est une condition essentielle pour mener une analyse économétrique fiable en données de panel. Travailler avec des variables non stationnaires peut conduire à des relations trompeuses entre les variables. Dans cette étude, deux tests complémentaires ont été mobilisés :

- Le test ADF (Augmented Dickey-Fuller), appliqué aux séries temporelles agrégées sur l'ensemble des pays, a montré que toutes les variables présentaient des p-values très faibles (souvent $< 0,01$). Par exemple, le test ADF pour la variable PIB donne une p-value de 0,0001, ce qui permet de rejeter l'hypothèse de non-stationnarité. De manière générale, les séries agrégées sont donc considérées comme stationnaires.
- Le test IPS (Im-Pesaran-Shin), plus adapté aux données de panel, a été appliqué aux séries individuelles pour chaque pays et chaque année. Ce test a révélé que certaines variables brutes, comme **population_d** (p-value $\approx 0,59$), **gdp_d** (p-value $\approx 0,43$), ou encore

education_d (p-value $\approx 0,52$), ne sont pas stationnaires à 5 %. Cela signifie que leurs distributions évoluent au cours du temps, ce qui pourrait fausser les estimations.

Pour remédier à ce problème, des transformations ont été appliquées aux variables non stationnaires, telles que la différenciation simple ou la différenciation logarithmique, selon leur nature.

Transformations appliquées aux données

Afin de corriger les problèmes de non-stationnarité identifiés par le test IPS, plusieurs transformations statistiques ont été appliquées aux variables concernées. L'objectif était de stabiliser la variance des séries et de garantir leur stationnarité, condition nécessaire à l'estimation fiable des modèles économétriques.

Transformation logarithmique

Cette méthode a été utilisée pour les variables présentant une distribution très asymétrique, comme **population_d**, **gdp_d**, ou **gdpcap_d**, dont les valeurs étaient très dispersées entre les pays (par exemple, le PIB varie de 15 milliards à plus de 3 500 milliards d'euros selon les pays et années). La transformation logarithmique a permis de réduire l'influence des valeurs extrêmes, mais elle n'a pas pu être appliquée aux variables contenant des valeurs négatives ou nulles, comme **corruption_d** (valeurs négatives) ou **etat_droit_d**.

Différenciation simple

Les variables non éligibles au logarithme, notamment les indices institutionnels comme **corruption_d** et **etat_droit_d**, ont été traitées par différenciation simple. Cela consiste à mesurer la variation annuelle entre deux années consécutives.

$$\text{Exemple : } \Delta \text{corruption_} = \text{corruption_} - \text{corruption_}_{-1}$$

Ce traitement permet de supprimer les tendances persistantes et de rendre les séries stationnaires.

Différenciation logarithmique

Pour les variables numériques continues non stationnaires, comme PIB ou population, une différenciation logarithmique a été appliquée :

$$\Delta \log(X_t) = \log(X_t) - \log(X_{t-1})$$

Cette méthode a permis à la fois de stabiliser la variance et de corriger la non-stationnarité.

Résultats des tests après transformation

Après avoir appliqué les traitements appropriés à chaque variable non stationnaire (logarithme, différenciation simple ou différenciation logarithmique), toutes les séries transformées ont été soumises à nouveau au test IPS (Im-Pesaran-Shin), adapté aux données de panel.

- Toutes les p-values sont désormais inférieures au seuil de 5 % (0,05), ce qui permet de rejeter l'hypothèse nulle de non-stationnarité pour l'ensemble des variables transformées.
- Dans la majorité des cas, les p-values sont largement inférieures à 1 % (0,01), indiquant une stationnarité robuste statistiquement.

Voici quelques exemples de résultats obtenus après transformation :

| Variable transformée | Type de transformation | p-value (test IPS) |
|------------------------------------|-------------------------------|--------------------|
| $\Delta \log(\text{PIB}_d)$ | Différenciation logarithmique | 0,0000 |
| $\Delta(\text{corruption}_d)$ | Différenciation simple | 0,0042 |
| $\Delta \log(\text{population}_d)$ | Différenciation logarithmique | 0,0001 |
| $\Delta(\text{État_Droit}_d)$ | Différenciation simple | 0,0068 |
| $\Delta \log(\text{gdpcap}_d)$ | Différenciation logarithmique | 0,0000 |

Ces résultats valident la stationnarité de toutes les séries utilisées dans les estimations économétriques ultérieures, et permettent ainsi d'éviter les régressions fallacieuses ou les biais liés à la présence de racines unitaires.

Modèle de base retenu : Immigration

Deux types de modèles ont été envisagés :

- **Un modèle Immigration**, où la variable dépendante est le nombre total d'immigrants reçus par chaque pays européen chaque année. Ce modèle permet d'étudier les facteurs d'attractivité d'un pays en général.
- Un modèle Flux bilatéral, plus détaillé, qui analyse les migrations entre un pays d'origine et un pays de destination, en tenant compte des caractéristiques des deux.

Pour des raisons de clarté, de lisibilité et d'adéquation avec la problématique, le modèle Immigration a été privilégié. Il est plus adapté à une interprétation globale des dynamiques migratoires observées dans les pays européens.

Choix de la spécification

Le choix d'un modèle à effets fixes (Fixed Effects) a été validé par un test de Hausman. Cette spécification permet de mieux contrôler les spécificités propres à chaque pays et à chaque année, en neutralisant les effets inobservables constants dans le temps. Elle est donc plus appropriée dans le cadre d'une analyse comparative entre pays européens.

Problèmes économétriques rencontrés

Au cours de l'analyse, plusieurs difficultés classiques en économétrie ont été détectées et prises en compte afin d'assurer la validité des estimations :

- **Multicolinéarité** : Le test du facteur d'inflation de la variance (VIF) a mis en évidence des corrélations élevées entre certaines variables explicatives. Ce phénomène a été particulièrement marqué entre **la population totale et la population active**, ainsi qu'entre **le PIB total et le PIB par habitant**. Une telle redondance statistique peut perturber l'identification des effets propres de chaque variable. Pour y remédier, les variables les plus problématiques ont été exclues ou reformulées.

Hétéroscédasticité : Le test de Breusch-Pagan a révélé une variance des erreurs non constante dans plusieurs spécifications, ce qui compromet l'efficacité des estimateurs standards. Ce problème a été traité en adoptant des erreurs robustes (White ou Newey-West selon les cas), afin de garantir la fiabilité des intervalles de confiance.

Autocorrélation : Le test de Durbin-Watson a mis en évidence une autocorrélation positive des erreurs dans **le modèle des flux bilatéraux**, suggérant une dépendance temporelle entre les résidus. En revanche, aucun signe d'autocorrélation significative n'a été détecté dans le **modèle Immigration**. Cette hétérogénéité a conduit à privilégier des méthodes robustes adaptées à la structure des données temporelles.

Solutions méthodologiques apportées

Pour garantir la fiabilité des résultats, plusieurs ajustements ont été apportés :

- **Réduction de la multicolinéarité** : les variables fortement corrélées ont été supprimées ou regroupées. Par exemple, seul le PIB par habitant a été conservé pour représenter la richesse d'un pays.
- **Utilisation d'erreurs robustes** : afin de corriger les problèmes d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation, les estimations ont été réalisées avec des erreurs standards robustes de type Newey-West.

- **Stabilisation des modèles** : seules les variables présentant une colinéarité acceptable (VIF < 5) ont été conservées dans les modèles finaux.

Modèles finaux retenus

Modèle Immigration :

$$\text{Immigration}_d = \beta_0 + \beta_1 * \text{pop}_d + \beta_2 * \text{gdpcap}_d + \beta_3 * \text{Tauxf}_d + \beta_4 * \text{Chomage}_d + \beta_5 * \text{Gini}_d + \beta_6 * \text{Education}_d + \beta_7 * \text{Texchange}_d + \beta_8 * \text{Corruption}_d + \beta_9 * \text{Inflation}_d + \beta_{10} * \text{Tauxnatalit}_d + \beta_{11} * \text{PIB}_d + \epsilon$$

Modèle Flux bilatéral :

$$\text{Flux}_{od} = \beta_0 + \beta_1 * \Delta \log(\text{pop}_o) + \beta_2 * \Delta \log(\text{gdpcap}_o) + \beta_3 * \Delta \log(\text{Tauxf}_o) + \beta_4 * \Delta \log(\text{Chomage}_o) + \beta_5 * \Delta (\text{Corruption}_o) + \beta_6 * \text{Gini}_o + \dots + \beta_{19} * \text{PIB}_d + \epsilon$$

Tous les tests de multicollinéarité réalisés sur ces modèles finaux confirment que les VIF sont désormais inférieurs à 5, ce qui garantit une interprétation fiable des coefficients estimés.

Résultats – Modèle Pooled OLS

Dans un premier temps, l'analyse repose sur un modèle de régression linéaire ordinaire estimé sur l'ensemble des données, sans distinguer les spécificités propres à chaque pays ou à chaque année. Ce modèle, appelé Pooled OLS, suppose que tous les pays réagissent de la même manière aux différentes variables explicatives, sans tenir compte des hétérogénéités structurelles.

Résultats globaux

Le modèle Pooled OLS affiche une capacité explicative élevée, avec un coefficient de détermination $R^2 \approx 0,71$. Cela signifie qu'environ 71 % de la variance des flux d'immigration est expliquée par les variables incluses dans le modèle.

La majorité des coefficients estimés sont statistiquement significatifs, avec des p-values souvent inférieures à 1 %, ce qui témoigne d'une forte robustesse statistique. Parmi les variables les plus significatives, on retrouve notamment :

- Population totale du pays de destination (pop_d) : coefficient = 0,7099, p-value < 2e-16
- PIB par habitant (gdpcap_d) : coefficient = 1,3967, p-value < 2e-16
- Taux de chômage (Chomage_d) : coefficient = -1,2221, p-value < 2e-16

- Corruption (Corruption_d) : coefficient = $-1,5235$, p-value < $2e-16$
- Inflation : coefficient = $-0,5122$, p-value < $2e-16$
- Taux de natalité (Tauxnatalit_d) : coefficient = $-1,0987$, p-value = $4,79e-07$

Ces résultats indiquent que les pays plus peuplés, plus riches (en termes de PIB par habitant), et moins affectés par le chômage, la corruption ou l'inflation tendent à attirer davantage d'immigrants. À l'inverse, un taux de natalité élevé semble avoir un effet négatif, possiblement en raison d'une pression démographique déjà présente ou d'effets structurels liés aux politiques sociales.

L'ensemble de ces relations est statistiquement très robuste et cohérent avec les prédictions théoriques.

Analyse des coefficients

Les signes des coefficients estimés sont en grande majorité conformes aux prédictions issues de la littérature économique sur les migrations internationales. Plus précisément :

Variables positivement associées à l'immigration :

- **Population du pays de destination (pop_d)** : coefficient = $0,7099$, p-value < $2e-16$ Les pays plus peuplés accueillent davantage de migrants, ce qui peut s'expliquer par la taille du marché du travail et la demande potentielle en main-d'œuvre.
- **PIB par habitant (gdpcap_d)** : coefficient = $1,3967$, p-value < $2e-16$
Un niveau de vie plus élevé rend le pays plus attractif.
- **Niveau d'éducation (Education_d)** : coefficient = $0,3483$, p-value = $7,26e-05$
Une population mieux formée peut offrir un environnement socio-économique plus favorable à l'intégration des migrants.

Variables négativement associées à l'immigration :

- **Taux de chômage (Chomage_d)** : coefficient = $-1,2221$, p-value < $2e-16$
Les pays avec un marché de l'emploi dégradé attirent moins de migrants.
- **Corruption (Corruption_d)** : coefficient = $-1,5235$, p-value < $2e-16$
Une mauvaise gouvernance réduit l'attractivité du pays.
- **Inflation : coefficient** = $-0,5122$, p-value < $2e-16$
L'instabilité économique semble dissuasive.
- **Taux de natalité (Tauxnatalit_d)** : coefficient = $-1,0987$, p-value = $4,79e-07$
Ce résultat peut s'interpréter comme le reflet d'une pression démographique ou d'un effet structurel propre à certains pays.

Ces résultats confirment que les migrants privilégient les destinations offrant des conditions économiques stables, une bonne gouvernance et un niveau de vie élevé, tout en évitant les contextes

marqués par l'instabilité ou les déséquilibres du marché du travail. Les effets estimés sont statistiquement très significatifs, renforçant la crédibilité des relations identifiées.

Interprétation économique

Les résultats obtenus corroborent les grandes hypothèses de la littérature économique sur les migrations. L'attractivité migratoire d'un pays semble renforcée par des conditions économiques favorables (croissance, stabilité), une gouvernance saine (faible corruption), et des perspectives sociales solides (accès à l'éducation, perspectives d'emploi). À l'inverse, les pays confrontés à des tensions économiques (chômage, inflation) ou institutionnelles (corruption, inefficacité de l'État) apparaissent comme moins attractifs.

Le lien négatif entre natalité et immigration pourrait refléter un effet indirect. C'est à dire qu'un taux de natalité élevé pourrait indiquer une démographie locale déjà dynamique, rendant moins nécessaire ou moins attractive l'arrivée de nouveaux migrants.

Résultats comparés : immigration totale vs flux bilatéraux

Deux types de modèles ont été estimés :

- **Immigration totale** : Le modèle MCO sur les données agrégées (immigration reçue par pays et par an) confirme les résultats du Pooled OLS, avec une forte capacité explicative ($R^2 > 70\%$). La démographie, la richesse relative, les inégalités et la gouvernance apparaissent comme des facteurs déterminants.
- **Flux migratoires bilatéraux** : En revanche, le modèle MCO appliqué aux flux entre chaque paire de pays (origine-destination) affiche une capacité explicative très faible ($R^2 \approx 3,5\%$). Seules quelques variables ressortent significatives (inégalités et éducation dans le pays d'origine, chômage, natalité et inflation dans le pays de destination). Ces résultats suggèrent que les flux bilatéraux sont influencés par des facteurs contextuels ou non observés, difficiles à modéliser dans ce cadre simplifié.

Limites du modèle Pooled

Malgré des résultats prometteurs, le modèle Pooled présente plusieurs limites importantes :

- Il ignore les spécificités structurelles propres à chaque pays (institutions, histoire, politique migratoire, etc.), ce qui peut conduire à des biais d'estimation.
- Il suppose une homogénéité des comportements migratoires entre les pays, ce qui est peu réaliste.

Une part importante de la variance captée par le modèle peut provenir de différences fixes non observées, plutôt que d'une relation causale entre les variables explicatives et l'immigration.

Vers une approche plus robuste : effets fixes

Ces limites justifient le recours à des modèles économétriques plus adaptés aux données de panel, notamment le modèle à effets fixes (Fixed Effects). Ce dernier permet de neutraliser les effets inobservables propres à chaque pays ou à chaque année, et d'obtenir des estimations plus fiables des relations causales. Ce modèle fera l'objet de la section suivante.

Résultats – Modèle à Effets Fixes (Within)

Afin de dépasser les limites du modèle Pooled OLS, nous avons estimé un modèle à effets fixes, qui permet de contrôler les spécificités propres à chaque pays, telles que des facteurs culturels, institutionnels ou géographiques, susceptibles d'influencer à la fois les déterminants et le niveau d'immigration. Ces effets spécifiques sont supposés constants dans le temps, mais différents entre les pays.

Principaux résultats

L'estimation du modèle à effets fixes, qui permet d'analyser l'impact des variations intra-pays dans le temps tout en neutralisant les caractéristiques structurelles propres à chaque pays, aboutit à des résultats à la fois statistiquement solides et économiquement interprétables. Les coefficients les plus significatifs sont les suivants :

- **PIB par habitant** (gdpcap_d) avec un coefficient de 0,4837 et une p-value de 0,00124, cela indique une amélioration du niveau de vie dans un pays au fil du temps est associée à une augmentation des flux migratoires reçus.
- **Taux de chômage** (Chomage_d) avec un coefficient de $-0,7252$ et une p-value de $2,23e-08$, une hausse du chômage réduit significativement l'immigration.
- **Indice de Gini** (Gini_d) avec un coefficient de $-0,3718$ et une p-value de $3,92e-06$, cela indique une plus forte inégalité dans la répartition des revenus semble dissuader les migrants.
- **Taux de fécondité** (Tauxf_d) avec un coefficient de $-1,1049$ et une p-value de $1,53e-07$, cela indique que la fécondité élevée pourrait refléter des contextes internes déjà dynamiques démographiquement, limitant l'accueil migratoire.
- **Corruption** (Corruption_d) avec un coefficient de $-1,2769$ et une p-value de $1,04e-06$, cela indique que plus la perception de corruption augmente, plus les flux migratoires vers le pays diminuent.
- **Inflation** avec un coefficient de $-0,3421$ et une p-value de 0,00485, cela indique qu'une inflation élevée, signe d'instabilité macroéconomique, agit comme un facteur de répulsion.

- **Taux de natalité** (Tauxnatalit_d) avec un coefficient de 0,6845 et une p-value de 0,00791 signale une politique familiale ou sociale plus ouverte, ou encore une demande en main-d'œuvre accrue dans les pays à forte natalité.

En revanche, certaines variables ne ressortent pas comme significatives dans cette spécification :

- Population totale (pop_d) : p-value = 0,152
- Niveau d'éducation (Education_d) : p-value = 0,187

Cela suggère que, une fois les effets fixes contrôlés, ces variables n'expliquent pas significativement les variations d'immigration dans un même pays au fil du temps.

Ce modèle met donc en évidence que les facteurs économiques et institutionnels qui varient dans le temps (comme le chômage, l'inflation, ou la corruption) jouent un rôle crucial dans l'attractivité migratoire des pays européens, tandis que les facteurs plus structurels (comme la population ou l'éducation) sont mieux captés dans des spécifications inter-pays (e.g. modèle Between).

Interprétation économique

Ces résultats suggèrent que l'immigration est sensible aux évolutions économiques et institutionnelles internes aux pays européens. Lorsque la situation économique s'améliore (hausse du PIB/hab, baisse du chômage) ou que la gouvernance se renforce (moins de corruption, stabilité des prix), les flux migratoires augmentent.

À l'inverse, des signaux négatifs tels qu'un chômage croissant, une inflation élevée ou une perception accrue de la corruption semblent dissuader les candidats à l'immigration.

Le lien positif entre taux de natalité et immigration mérite une attention particulière. Il pourrait s'expliquer par des politiques sociales favorables à la fois à la natalité et à l'accueil de migrants, ou refléter une attractivité globale du pays (infrastructure familiale, emploi, logement), non pleinement capturée par les autres variables.

Qualité du modèle

Le coefficient de détermination du modèle, $R^2 \approx 0,20$, est plus faible que celui du modèle Pooled OLS. Cela s'explique par le fait que le modèle à effets fixes n'explique que les variations intra-pays dans le temps, en excluant les écarts structurels entre pays.

La majorité des variables significatives présentent des coefficients stables et cohérents avec les prédictions théoriques, renforçant la crédibilité économique du modèle.

Justification du modèle retenu : test de Hausman

Le test de Hausman permet de comparer les modèles à effets fixes et à effets aléatoires. Il teste l'hypothèse selon laquelle les effets spécifiques (propres à chaque pays) sont indépendants des

variables explicatives.

Le test est fortement significatif ($p\text{-value} < 2,2 \times 10^{-16}$), ce qui rejette l'hypothèse d'exogénéité des effets spécifiques. Cela signifie que les effets fixes sont préférables, car ils garantissent l'absence de biais dans l'estimation des coefficients. Les résultats obtenus peuvent donc être considérés comme économétriquement robustes.

Conclusion

Le modèle à effets fixes fournit une lecture plus rigoureuse des déterminants de l'immigration en Europe. Bien que son pouvoir explicatif global soit limité à 20 % des variations intra-pays, cette spécification permet de mieux isoler les effets dynamiques des conditions économiques, sociales et institutionnelles sur les flux migratoires.

Il met ainsi en évidence que les politiques publiques influençant la croissance, la stabilité économique ou la gouvernance peuvent avoir un impact direct sur l'attractivité migratoire d'un pays. Ce cadre constitue une base solide pour des recommandations politiques fondées sur des résultats empiriques fiables.

Résultats – Autres modèles (Between, Effets aléatoires)

En complément du modèle à effets fixes, deux autres spécifications ont été estimées : le modèle Between et le modèle à effets aléatoires (Random Effects). L'objectif est d'évaluer la robustesse des résultats, d'explorer différentes dimensions de la variance (inter et intra-pays), et d'offrir une interprétation complémentaire des dynamiques migratoires en Europe.

Modèle Between

Le modèle Between s'appuie sur des moyennes temporelles des variables pour chaque pays. Il ne tient donc compte que des différences structurelles entre pays, sans considérer les variations internes dans le temps.

Principaux résultats

Seule la variable de population moyenne (pop_d) ressort comme statistiquement significative (effet positif). Cela suggère que, toutes choses égales par ailleurs, les pays les plus peuplés attirent davantage de migrants en moyenne sur la période étudiée.

Les autres variables (PIB par habitant, taux de chômage, corruption, éducation, taux de natalité,

etc.) ne présentent pas d'effet significatif. Cette absence peut s'expliquer par la taille réduite de l'échantillon (environ 26 pays), ce qui limite la puissance statistique du test.

Malgré cela, le modèle affiche un coefficient de détermination élevé ($R^2 \approx 0,80$). Ce résultat doit toutefois être interprété avec prudence, car il reflète essentiellement des différences structurelles moyennes, sans capter les dynamiques temporelles.

Limites

Ce modèle n'est pas adapté à l'étude des évolutions migratoires dans le temps, ce qui en limite l'usage pour une analyse des déterminants dynamiques. Il sert principalement de référence descriptive.

Modèle à effets aléatoires (Random Effects)

Le modèle à effets aléatoires repose sur l'hypothèse selon laquelle les effets spécifiques aux pays sont aléatoires et non corrélés aux variables explicatives. Ce modèle permet de prendre en compte à la fois la variation entre pays et dans le temps, tout en conservant plus de degrés de liberté.

Principaux résultats

La majorité des variables sont statistiquement significatives avec des signes cohérents avec les modèles précédents :

- Effets positifs : population, PIB/habitant, éducation, natalité.
- Effets négatifs : taux de chômage, corruption, inflation.

Le PIB total (niveau agrégé) ne ressort pas comme significatif dans ce modèle.

Le pouvoir explicatif du modèle est modéré ($R^2 \approx 0,20$), indiquant que seulement une part des variations de l'immigration est captée par les variables incluses.

Évaluation par rapport au modèle à effets fixes

Le test de Hausman ($\chi^2 = 1456.1$, $p < 2.2 \times 10^{-16}$) montre que les effets spécifiques aux pays sont corrélés aux variables explicatives, ce qui viole l'hypothèse fondamentale du modèle à effets aléatoires. Par conséquent, ce modèle produit des estimateurs biaisés dans ce contexte.

Comparaison des modèles

| Modèle | Variance expliquée (R^2) | Variables significatives | Interprétation principale |
|-------------------|------------------------------|---|--|
| Pooled OLS | $\approx 0,71$ | Quasiment toutes (pop_d, gdpcap_d, Chomage_d, Corruption_d, etc.) | Fortes associations entre immigration et conditions économiques. |
| Between | $\approx 0,80$ | Population uniquement | Capture les différences structurelles entre pays, mais ne tient pas compte des dynamiques. |
| Effets fixes (FE) | $\approx 0,20$ | PIB/hab, chômage, corruption, inégalités, inflation, natalité | Analyse les effets intra-pays dans le temps. Résultats économétriquement plus robustes. |
| Effets aléatoires | $\approx 0,20$ | Plusieurs significatives | Moins fiable ici (biais probable), rejeté par le test de Hausman en faveur des effets fixes. |

Conclusion sur le choix du modèle

Parmi les différentes spécifications testées :

- Le modèle Pooled montre de bonnes performances globales, mais ignore les effets spécifiques par pays, ce qui peut biaiser l'interprétation causale.
- Le modèle Between est informatif pour les écarts structurels, mais ne permet pas d'étudier les variations temporelles, cruciales dans une analyse migratoire.
- Le modèle à effets aléatoires, bien que économiquement plus souple, est économétriquement invalide dans ce cas, en raison de la corrélation entre effets spécifiques et variables explicatives.
- Le modèle à effets fixes s'avère donc le plus pertinent pour étudier les déterminants de l'immigration en Europe, en tenant compte à la fois de l'hétérogénéité des pays et des évolutions temporelles.

Problème d'endogénéité et variable instrumentale

L'une des préoccupations méthodologiques majeures en économétrie appliquée concerne l'endogénéité potentielle de certaines variables explicatives. Une variable est dite endogène lorsqu'elle est corrélée avec le terme d'erreur du modèle, ce qui entraîne des estimateurs biaisés et inconsistants. Cette situation compromet alors la validité des inférences causales.

Dans notre étude, une attention particulière a été portée à la variable représentant le niveau moyen d'éducation dans le pays de destination (Education_d), pour laquelle une suspicion d'endogénéité a été soulevée.

Hypothèse d'endogénéité sur Education_d

Deux raisons principales justifient cette hypothèse :

- **Rétroaction possible** : à long terme, les flux migratoires peuvent influencer le niveau d'éducation d'un pays, en modifiant la structure de la population ou en orientant les politiques publiques (investissements dans l'éducation, par exemple).
- **Facteurs non observés communs** : certaines caractéristiques structurelles d'un pays, comme la culture, la qualité des institutions ou les valeurs sociales, peuvent affecter à la fois le niveau d'éducation et l'attractivité migratoire, créant ainsi une corrélation non observée avec le terme d'erreur.

Afin de vérifier cette hypothèse et, le cas échéant, de la corriger, une estimation en deux étapes (Two-Stage Least Squares, 2SLS) a été mise en œuvre.

Choix de l'instrument : Education_d_lag

L'instrument retenu est la valeur retardée (d'un an) de la variable Education_d, notée Education_d_lag. Ce choix repose sur deux critères fondamentaux :

- Pertinence (corrélation forte) : en raison de l'inertie du système éducatif, le niveau d'éducation d'une année est fortement corrélé à celui de l'année précédente.
- Exclusion (absence de lien avec l'erreur) : il est raisonnable de supposer que la valeur passée de l'éducation n'est pas influencée par les chocs migratoires contemporains, respectant ainsi la condition d'exogénéité exigée pour un instrument valide.

Estimation en deux étapes

Étape 1 : Régression de Education_d sur Education_d_lag

La première étape consiste à expliquer Education_d à partir de Education_d_lag et des autres variables explicatives. Le coefficient sur Education_d_lag est très significatif ($t = 63$, $p < 2e-16$). Le modèle présente un R^2 proche de 1, confirmant la forte capacité prédictive de l'instrument. Et les autres variables sont peu ou pas significatives, ce qui renforce l'autonomie de l'instrument.

Étape 2 – Test d'endogénéité par contrôle des résidus

Pour tester l'endogénéité, les résidus de la première étape sont introduits dans l'équation structurelle de l'immigration. Le coefficient sur ces résidus n'est pas significatif ($p = 0,838$). Cela signifie que

la variable Education_d n'est pas corrélée avec le terme d'erreur, ce qui rejette l'hypothèse d'endogénéité.

Conclusion

Les résultats de cette analyse suggèrent que la variable Education_d peut être considérée comme exogène dans notre spécification. Bien que la mise en œuvre d'un instrument ait permis de tester rigoureusement cette hypothèse, aucune endogénéité statistiquement détectable n'a été identifiée.

Ainsi, l'estimation par moindres carrés ordinaires (OLS) ou par effets fixes reste appropriée pour interpréter l'effet du niveau d'éducation sur les flux d'immigration. Cette démarche a néanmoins renforcé la solidité méthodologique de notre étude, en validant l'absence de biais sur ce point sensible.

Discussion et limites

Bien que les résultats économétriques présentés soient globalement cohérents et statistiquement significatifs, plusieurs limites doivent être prises en compte afin d'interpréter les conclusions de cette étude avec le recul nécessaire. Ces limites concernent à la fois les données mobilisées, les choix méthodologiques, et la portée des résultats.

Limites liées aux données

La première contrainte importante tient à la taille de l'échantillon, limité à un nombre restreint de pays européens (environ 26). Ce nombre relativement faible restreint la puissance statistique des modèles, en particulier ceux fondés sur les différences moyennes entre pays (modèle Between). De plus, la présence de données manquantes pour certaines années ou variables a entraîné la suppression d'observations, réduisant ainsi la continuité des séries temporelles.

Des valeurs extrêmes ont également été identifiées, notamment dans les flux migratoires de certains pays comme la Roumanie ou la Pologne. Bien que des transformations logarithmiques aient été appliquées pour limiter l'influence de ces cas atypiques, leur effet résiduel sur les estimations ne peut être totalement écarté.

Par ailleurs, certaines variables institutionnelles (ex. : corruption, état de droit) incluent des valeurs nulles ou négatives, ce qui a limité les possibilités de transformation logarithmique et a pu affecter l'harmonisation des traitements statistiques.

Limites méthodologiques

D'un point de vue méthodologique, le recours au modèle à effets fixes permet de contrôler les caractéristiques inobservables propres à chaque pays, mais il présente une limitation structurelle : il ne permet pas d'estimer l'effet de variables constantes dans le temps (par exemple, la géographie, la langue, ou les systèmes politiques stables), même si ces facteurs peuvent jouer un rôle important. En outre, la spécification du modèle a été contrainte par des enjeux de multicolinéarité et de disponibilité des données. Certaines variables potentiellement explicatives, telles que les politiques migratoires spécifiques, les réseaux diasporiques, ou les événements géopolitiques ponctuels, n'ont pas pu être intégrées, faute de données homogènes sur la période et les pays considérés. Enfin, bien que des tests de robustesse aient été systématiquement appliqués (test de Hausman, erreurs standards robustes, approche par instrument), il demeure un risque résiduel de biais d'omission ou d'endogénéité non détectée.

Précautions dans l'interprétation

Les résultats présentés doivent donc être interprétés avec prudence. Ils reflètent des associations statistiques observées dans un cadre donné celui des données disponibles et des modèles spécifiés et ne peuvent être assimilés à des relations causales déterministes. En ce sens, les effets estimés doivent être compris comme des tendances moyennes valables dans le périmètre et la temporalité de l'étude.

Toute extrapolation ou application politique de ces résultats doit impérativement intégrer les spécificités nationales, les dynamiques migratoires locales, ainsi que des considérations éthiques, juridiques et géopolitiques plus larges. L'interprétation économique des coefficients doit également être replacée dans le contexte structurel de chaque pays.

Conclusion

Ce travail avait pour objectif d'identifier les principaux déterminants de l'immigration vers les pays européens, en mobilisant des outils économétriques appliqués à des données de panel couvrant environ 26 pays sur plusieurs années. Dans un contexte où les enjeux migratoires sont au cœur des débats publics, il était essentiel d'apporter une analyse fondée sur des données et des méthodes rigoureuses, loin des approches idéologiques ou simplificatrices.

L'étude s'est appuyée principalement sur un modèle d'immigration totale, jugé plus pertinent et plus robuste que l'approche bilatérale des flux. Après avoir vérifié la stationnarité des variables, corrigé les problèmes de colinéarité, d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation, nous avons estimé plusieurs modèles économétriques (MCO, effets fixes, effets aléatoires, modèle Between) et testé l'éventuelle endogénéité de certaines variables à l'aide d'une estimation par variable instrumentale. Les résultats obtenus sont globalement cohérents avec les grandes théories économiques de la migration :

- Les conditions économiques favorables (PIB par habitant élevé, faible chômage, faible inflation) augmentent l'attractivité d'un pays.
- Des institutions solides (faible corruption, état de droit) jouent également un rôle important.

À l'inverse, des facteurs comme le chômage, les inégalités, la corruption ou une inflation élevée freinent les flux migratoires. Certaines variables comme le taux de fécondité ou le taux de natalité ont des effets plus ambigus, qui mériteraient des analyses complémentaires.

Le modèle à effets fixes a été retenu comme le plus fiable d'un point de vue économétrique, car il permet de contrôler les spécificités propres à chaque pays, souvent invisibles mais déterminantes (histoire migratoire, culture, géographie, etc.).

Cependant, l'étude n'est pas exempte de limites. La taille de l'échantillon, la présence de données manquantes ou extrêmes, l'absence de certaines variables clés (réseaux diasporiques, politiques migratoires, événements géopolitiques) ou encore les difficultés liées à la mesure de certains indicateurs (corruption, éducation) restreignent la portée des conclusions. De plus, il est important de souligner que les résultats ne doivent pas être interprétés comme des relations de causalité absolue, mais comme des corrélations statistiques observées dans un cadre donné.

En définitive, ce travail met en lumière les mécanismes économiques et institutionnels qui structurent l'immigration en Europe, et fournit des éléments d'analyse utiles pour éclairer les politiques publiques. Il rappelle aussi la nécessité d'aborder les questions migratoires avec rigueur, nuance et méthode, afin de mieux comprendre — plutôt que de caricaturer — un phénomène complexe, humain et profondément enraciné dans les dynamiques mondiales contemporaines.

ANNEXE

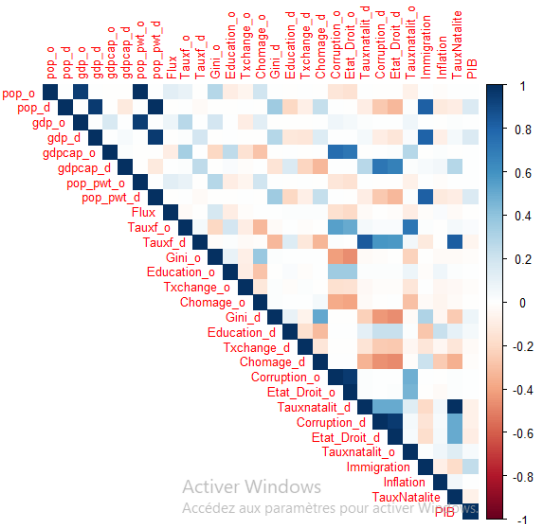
1. log de traitement des variables

```
[1] "Je travaille sur la variable : year"
[1] "Je travaille sur la variable : pop_o"
[1] "Je travaille sur la variable : pop_d"
[1] "Je travaille sur la variable : gdp_o"
[1] "Je travaille sur la variable : gdp_d"
[1] "Je travaille sur la variable : gdpcap_o"
[1] "Je travaille sur la variable : gdpcap_d"
[1] "Je travaille sur la variable : pop_pwt_o"
[1] "Je travaille sur la variable : pop_pwt_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Flux"
[1] "Je travaille sur la variable : Tauxf_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Tauxf_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Gini_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Education_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Txchange_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Chomage_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Gini_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Education_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Txchange_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Chomage_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Corruption_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Etat_droit_o"
[1] "Je travaille sur la variable : Tauxnatalit_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Corruption_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Etat_droit_d"
[1] "Je travaille sur la variable : Tauxnatalit_o"
[1] "Je travaille sur la variable : EPU_Annual"
[1] "Je travaille sur la variable : Immigration"
[1] "Je travaille sur la variable : Inflation"
[1] "Je travaille sur la variable : TauxNatalite"
[1] "Je travaille sur la variable : PIB"
```

2. Matrice de corrélation

```
pop_d Tauxf_d Chomage_d Education_d Txchange_d Corruption_d Inflation PIB
pop_d 1.00 0.00 0.20 -0.01 0.09 -0.08 0.02 0.11
Tauxf_d 0.00 1.00 -0.34 0.06 -0.18 0.52 -0.12 -0.01
Chomage_d 0.20 -0.34 1.00 -0.07 0.00 -0.34 -0.13 -0.01
Education_d -0.01 0.06 -0.07 1.00 -0.10 -0.16 -0.08 0.04
Txchange_d 0.09 -0.18 0.00 -0.10 1.00 -0.10 0.02 -0.01
Corruption_d -0.08 0.52 -0.34 -0.16 -0.10 1.00 -0.18 -0.03
Inflation 0.02 -0.12 -0.13 -0.08 0.02 -0.18 1.00 -0.01
PIB 0.11 -0.01 -0.01 0.04 -0.01 -0.03 -0.01 1.00
```

3. Corrélation



Outliers

[illegible]

Im-Pesaran-Shin (Plus pour les panels) (Annexe 2)

| Variable | p-value | Stationnaire ? |
|---------------|-----------|--------------------|
| pop_o | 0.9994 | ❌ Non stationnaire |
| pop_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| gdp_o | 1 | ❌ Non stationnaire |
| gdp_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| gdpcap_o | 1 | ❌ Non stationnaire |
| gdpcap_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| pop_pwt_o | 0.9966 | ❌ Non stationnaire |
| pop_pwt_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Flux | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Tauxf_o | 0.7348 | ❌ Non stationnaire |
| Tauxf_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Gini_o | 0.01554 | ✅ Stationnaire |
| Txchange_o | 9.554e-05 | ✅ Stationnaire |
| Chomage_o | 0.6862 | ❌ Non stationnaire |
| Gini_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Education_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Txchange_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Chomage_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Corruption_o | 0.224 | ❌ Non stationnaire |
| Etat_Droit_o | 0.05334 | ❌ Non stationnaire |
| Tauxnatalit_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Corruption_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Etat_Droit_d | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |
| Tauxnatalit_o | 0.7057 | ❌ Non stationnaire |
| Immigration | <2.2e-16 | ✅ Stationnaire |

| Variable | p-value | Stationnaire ? |
|--------------|----------|----------------|
| Inflation | <2.2e-16 | ✓ Stationnaire |
| TauxNatalite | <2.2e-16 | ✓ Stationnaire |
| PIB | <2.2e-16 | ✓ Stationnaire |

VIF :

```
> vif(modele_immigration)
      pop_d      gdpcap_d      Tauxf_d      Chomage_d      Gini_d      Education_d      Txchange_d      Corruption_d      Inflation      Tauxnatalit_d
1.346544    2.529641    4.158232    1.962952    2.011134    1.448639    1.272702    4.137150    1.218923    3.560715
      PIB
1.028282
> vif(modele_flux_bilat)
      dlog_pop_o      dlog_gdpcap_o      dlog_Tauxf_o      dlog_Chomage_o      diff_Corruption_o      Gini_o      Education_o      Txchange_o
1.144962    1.103476    1.050654    1.185697    1.033852    1.019611    1.019404    1.020355
      pop_d      gdpcap_d      Tauxf_d      Chomage_d      Gini_d      Education_d      Txchange_d      Corruption_d
1.228320    2.762485    2.603698    1.520404    1.701242    1.254432    1.135303    4.402880
      Inflation      TauxNatalite      PIB
1.229215    2.412266    1.026284
```

```
> bptest(modele_immigration) # forte hétéroscédacité donc transformation en logarithme
```

studentized Breusch-Pagan test

```
data: modele_immigration
BP = 1016.6, df = 11, p-value < 2.2e-16
```

```
> bptest(modele_flux_bilat)
```

studentized Breusch-Pagan test

```
data: modele_flux_bilat
BP = 110.39, df = 19, p-value = 6.767e-15
```

erreur

```
> coeftest(modele_immigration, vcov = vcovHC(modele_immigration, type = "HC1"))
```

t test of coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) |
|---------------|-------------|------------|----------|---------------|
| (Intercept) | 6.5543e+05 | 2.5421e+04 | 25.7834 | < 2.2e-16 *** |
| pop_d | 3.9986e+00 | 5.3351e-02 | 74.9484 | < 2.2e-16 *** |
| gdpcap_d | 3.5169e+02 | 5.1926e+01 | 6.7729 | 1.390e-11 *** |
| Tauxf_d | -6.5612e+04 | 8.8836e+03 | -7.3857 | 1.736e-13 *** |
| Chomage_d | -1.2728e+03 | 2.0958e+02 | -6.0733 | 1.335e-09 *** |
| Gini_d | 3.5734e+03 | 2.2072e+02 | 16.1902 | < 2.2e-16 *** |
| Education_d | -5.8711e+03 | 2.4891e+02 | -23.5868 | < 2.2e-16 *** |
| Txchange_d | -1.2469e+02 | 6.6876e+00 | -18.6445 | < 2.2e-16 *** |
| Corruption_d | 2.7249e+04 | 2.0653e+03 | 13.1935 | < 2.2e-16 *** |
| Inflation | 4.2778e+03 | 6.7082e+02 | 6.3770 | 1.950e-10 *** |
| Tauxnatalit_d | -9.4013e+03 | 1.1249e+03 | -8.3574 | < 2.2e-16 *** |
| PIB | 7.2297e-13 | 1.6838e-14 | 42.9378 | < 2.2e-16 *** |

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> # Flux bilatéral
> cat("\nRésumé robuste du modèle Flux bilatéral :\n")
```

Résumé robuste du modèle Flux bilatéral :

```
> coeftest(modele_flux_bilat, vcov = vcovHC(modele_flux_bilat, type = "HC1"))
```

t test of coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t value | Pr(> t) |
|-------------------|-------------|------------|---------|---------------|
| (Intercept) | -2.4569e+02 | 2.4903e+03 | -0.0987 | 0.92141 |
| dlog_pop_o | -8.0978e+03 | 1.7747e+04 | -0.4563 | 0.64819 |
| dlog_gdpcap_o | 2.7955e+03 | 2.8026e+03 | 0.9975 | 0.31858 |
| dlog_Tauxf_o | 2.2682e+02 | 7.8489e+03 | 0.0289 | 0.97695 |
| dlog_Chomage_o | -6.6605e+02 | 1.1631e+03 | -0.5727 | 0.56690 |
| diff_Corruption_o | -1.2221e+02 | 2.4487e+03 | -0.0499 | 0.96020 |
| Gini_o | 3.0319e+02 | 3.6531e+01 | 8.2996 | < 2.2e-16 *** |
| Education_o | -1.0973e+02 | 2.4820e+01 | -4.4211 | 1.001e-05 *** |
| Txchange_o | -7.0454e-01 | 7.3851e-01 | -0.9540 | 0.34013 |
| pop_d | -3.2270e-03 | 5.1012e-03 | -0.6326 | 0.52702 |
| gdpcap_d | 9.1378e+00 | 7.0182e+00 | 1.3020 | 0.19297 |
| Tauxf_d | 1.0627e+03 | 5.8706e+02 | 1.8102 | 0.07032 . |
| Chomage_d | 9.2979e+01 | 3.7477e+01 | 2.4810 | 0.01313 * |
| Gini_d | -3.8161e+01 | 3.0592e+01 | -1.2474 | 0.21230 |
| Education_d | 1.5215e+01 | 2.0682e+01 | 0.7357 | 0.46197 |
| Txchange_d | 1.1451e+00 | 2.1670e+00 | 0.5284 | 0.59722 |
| Corruption_d | -2.5925e+02 | 2.4136e+02 | -1.0741 | 0.28280 |
| Inflation | 1.9617e+02 | 8.2019e+01 | 2.3918 | 0.01680 * |
| Tauxnatalite | -2.8035e+01 | 7.4025e+01 | -0.3787 | 0.70491 |
| PIB | -1.2191e-15 | 2.6050e-15 | -0.4680 | 0.63982 |

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```
> dwtest(modele_immigration)
```

Durbin-watson test

data: modele_immigration

DW = 1.9883, p-value = 0.3269

alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

```
> dwtest(modele_flux_bilat)
```

Durbin-watson test

data: modele_flux_bilat

DW = 0.88751, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

```
call:
lm(formula = Immigration ~ pop_d + gdp_cap_d + Tauxf_d + Chomage_d +
  Gini_d + Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
  Tauxnatalit_d + PIB, data = df)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-160116  -25391  -2857    19813   367913
```

```
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.554e+05  2.057e+04  31.857 < 2e-16 ***
pop_d         3.999e+00  4.351e-02  91.898 < 2e-16 ***
gdp_cap_d     3.517e+02  5.444e+01   6.460 1.13e-10 ***
Tauxf_d       -6.561e+04  7.748e+03  -8.468 < 2e-16 ***
Chomage_d     -1.273e+03  2.436e+02  -5.226 1.80e-07 ***
Gini_d        3.573e+03  3.176e+02  11.251 < 2e-16 ***
Education_d   -5.871e+03  2.082e+02 -28.195 < 2e-16 ***
Txchange_d    -1.247e+02  1.751e+01  -7.120 1.21e-12 ***
Corruption_d   2.725e+04  2.128e+03  12.803 < 2e-16 ***
Inflation     4.278e+03  6.281e+02   6.811 1.07e-11 ***
Tauxnatalit_d -9.401e+03  1.000e+03  -9.399 < 2e-16 ***
PIB           7.230e-13  5.472e-14  13.212 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 59260 on 5656 degrees of freedom
(8528 observations effacées parce que manquantes)
Multiple R-squared:  0.7213,    Adjusted R-squared:  0.7208
F-statistic: 1331 on 11 and 5656 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
> summary(modele_flux_bilat)
```

```
call:
lm(formula = Flux ~ dlog_pop_o + dlog_gdp_cap_o + dlog_Tauxf_o +
  dlog_Chomage_o + diff_corruption_o + Gini_o + Education_o +
  Txchange_o + pop_d + gdp_cap_d + Tauxf_d + Chomage_d + Gini_d +
  Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation + Tauxnatalite +
  PIB, data = df)
```

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
 -6129   -1733    -694     266  116660
```

```
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -2.457e+02  2.965e+03  -0.083 0.933974
dlog_pop_o    -8.098e+03  4.222e+04  -0.192 0.847910
dlog_gdp_cap_o  2.795e+03  5.828e+03   0.480 0.631493
dlog_Tauxf_o   2.268e+02  1.482e+04   0.015 0.987786
dlog_Chomage_o -6.661e+02  3.024e+03  -0.220 0.825658
diff_corruption_o -1.222e+02  4.931e+03  -0.025 0.980231
Gini_o         3.032e+02  2.433e+01  12.339 < 2e-16 ***
Education_o    -1.097e+02  1.691e+01  -6.489 9.39e-11 ***
Txchange_o     -7.045e-01  1.970e+00  -0.358 0.720616
pop_d          -3.227e-03  5.367e-03  -0.601 0.547688
gdp_cap_d      9.138e+00  6.813e+00   1.341 0.179885
Tauxf_d        1.063e+03  7.786e+02   1.365 0.172356
Chomage_d      9.298e+01  2.638e+01   3.525 0.000426 ***
Gini_d         -3.816e+01  3.261e+01  -1.170 0.242018
Education_d     1.522e+01  2.119e+01   0.718 0.472852
Txchange_d     1.145e+00  2.040e+00   0.561 0.574691
Corruption_d   -2.593e+02  2.473e+02  -1.048 0.294598
Inflation      1.962e+02  6.935e+01   2.829 0.004688 **
Tauxnatalite   -2.803e+01  1.146e+02  -0.245 0.806692
PIB            -1.219e-15  7.482e-15  -0.163 0.870582
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Residual standard error: 6949 on 5542 degrees of freedom
(8634 observations effacées parce que manquantes)
Multiple R-squared:  0.03502,    Adjusted R-squared:  0.03171
F-statistic: 10.59 on 19 and 5542 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Oneway (individual) effect Between Model

```
Call:
plm(formula = Immigration ~ pop_d + gdpdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d +
      Gini_d + Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
      Tauxnatalit_d, data = df_immigration_panel, model = "between",
      index = c("country_id_d", "year"))
```

Balanced Panel: n = 26, T = 21, N = 546
Observations used in estimation: 26

Residuals:

| | Min. | 1st Qu. | Median | 3rd Qu. | Max. |
|--|----------|---------|--------|---------|---------|
| | -2666064 | -346491 | -3783 | 619664 | 2700593 |

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t-value | Pr(> t) |
|---------------|-------------|------------|---------|---------------|
| (Intercept) | 3.4950e+06 | 4.3326e+06 | 0.8067 | 0.4324553 |
| pop_d | 3.8487e+00 | 7.5442e-01 | 5.1016 | 0.0001302 *** |
| gdpdpcap_d | 1.4642e+02 | 1.1130e+03 | 0.1316 | 0.8970873 |
| Tauxf_d | -2.1576e+05 | 1.3053e+05 | -1.6529 | 0.1191134 |
| Chomage_d | 7.0007e+03 | 5.5225e+03 | 1.2677 | 0.2242382 |
| Gini_d | 1.8629e+03 | 3.8594e+03 | 0.4827 | 0.6362717 |
| Education_d | -2.2634e+02 | 5.2966e+02 | -0.4273 | 0.6752144 |
| Txchange_d | 4.4239e+01 | 2.2731e+02 | 0.1946 | 0.8483031 |
| Corruption_d | 6.4053e+04 | 3.1536e+04 | 2.0311 | 0.0603591 . |
| Inflation | 5.6801e+03 | 1.1754e+04 | 0.4832 | 0.6359063 |
| Tauxnatalit_d | 3.3070e+03 | 1.7039e+04 | 0.1941 | 0.8487095 |

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 1.5198e+14
Residual Sum of Squares: 2.9024e+13
R-Squared: 0.80903
Adj. R-Squared: 0.68171
F-statistic: 6.35451 on 10 and 15 DF, p-value: 0.00078901

```
> summary(pooled_fm1)
Pooling Model
```

```
Call:
plm(formula = Immigration ~ pop_d + gdpdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d +
      Gini_d + Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
      Tauxnatalit_d, data = df, model = "pooling", index = c("country_id_d",
      "year"))
```

Unbalanced Panel: n = 19, T = 78-416, N = 5668

Residuals:

| | Min. | 1st Qu. | Median | 3rd Qu. | Max. |
|--|---------|---------|--------|---------|--------|
| | -161454 | -24658 | -3569 | 19683 | 365864 |

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t-value | Pr(> t) |
|---------------|-------------|------------|----------|---------------|
| (Intercept) | 6.4759e+05 | 2.0879e+04 | 31.0168 | < 2.2e-16 *** |
| pop_d | 4.0619e+00 | 4.3905e-02 | 92.5162 | < 2.2e-16 *** |
| gdpdpcap_d | 3.8243e+02 | 5.5219e+01 | 6.9256 | 4.823e-12 *** |
| Tauxf_d | -6.5086e+04 | 7.8658e+03 | -8.2745 | < 2.2e-16 *** |
| Chomage_d | -1.4263e+03 | 2.4700e+02 | -5.7746 | 8.126e-09 *** |
| Gini_d | 3.3792e+03 | 3.2244e+02 | 11.1005 | < 2.2e-16 *** |
| Education_d | -5.7596e+03 | 2.1123e+02 | -27.2671 | < 2.2e-16 *** |
| Txchange_d | -1.3110e+02 | 1.7772e+01 | -7.3768 | 1.856e-13 *** |
| Corruption_d | 2.3609e+04 | 2.1569e+03 | 11.8729 | < 2.2e-16 *** |
| Inflation | 4.2499e+03 | 6.3765e+02 | 6.6649 | 2.899e-11 *** |
| Tauxnatalit_d | -9.6143e+03 | 1.0154e+03 | -9.4686 | < 2.2e-16 *** |

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 7.128e+13
Residual Sum of Squares: 2.0478e+13
R-Squared: 0.71271
Adj. R-Squared: 0.71221
F-statistic: 1403.41 on 10 and 5657 DF, p-value: < 2.22e-16

Oneway (individual) effect within Model

```
Call:
plm(formula = Immigration ~ pop_d + gdpdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d +
      Gini_d + Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
      Tauxnatalit_d, data = df, model = "within", index = c("country_id_d",
      "year"))
```

Unbalanced Panel: n = 19, T = 78-416, N = 5668

Residuals:

| | Min. | 1st Qu. | Median | 3rd Qu. | Max. |
|--|------------|-----------|---------|----------|-----------|
| | -109712.51 | -14769.96 | -550.56 | 12745.15 | 216606.83 |

Coefficients:

| | Estimate | Std. Error | t-value | Pr(> t) |
|---------------|-------------|------------|----------|---------------|
| pop_d | 1.6483 | 1.1500 | 1.4333 | 0.1518336 |
| gdpdpcap_d | 163.9652 | 101.0307 | 1.6229 | 0.1046616 |
| Tauxf_d | -29282.7703 | 8209.4869 | -3.5669 | 0.0003642 *** |
| Chomage_d | -6342.5994 | 233.8409 | -27.1236 | < 2.2e-16 *** |
| Gini_d | -5305.7654 | 475.0867 | -11.1680 | < 2.2e-16 *** |
| Education_d | 1034.9525 | 174.0020 | 5.9479 | 2.879e-09 *** |
| Txchange_d | -336.7025 | 86.7762 | -2.7277 | 0.0083968 ** |
| Corruption_d | -74495.9330 | 4376.0141 | -17.0237 | < 2.2e-16 *** |
| Inflation | -1970.3475 | 393.3442 | -5.0092 | 5.632e-07 *** |
| Tauxnatalit_d | 3260.8370 | 1156.6119 | 2.8193 | 0.0048296 ** |

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares: 8.0076e+12
Residual Sum of Squares: 6.4324e+12
R-Squared: 0.19672
Adj. R-Squared: 0.19273
F-statistic: 138.093 on 10 and 5639 DF, p-value: < 2.22e-16

F test for individual effects

data: Immigration ~ pop_d + gdpdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d + Gini_d + ...
F = 684.06, df1 = 18, df2 = 5639, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: significant effects

```

oneway (individual) effect Random effect Model
(Swamy-Arora's transformation)

call:
plm(formula = Immigration ~ pop_d + gdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d +
      Gini_d + Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
      Tauxnatalit_d, data = df, model = "random", index = c("country_id_d",
      "year"))

unbalanced Panel: n = 19, T = 78-416, N = 5668

Effects:
      var      std. dev share
idiosyncratic 1.141e+09 3.377e+04 0.254
individual    3.144e+09 5.782e+04 0.746
theta:
      Min. 1st Qu.  Median      Mean 3rd Qu.      Max.
0.9340  0.9518  0.9652  0.9666  0.9854  0.9714

Residuals:
      Min. 1st Qu.  Median      Mean 3rd Qu.      Max.
-99588  -15677  -798      -39  11210  226875

Coefficients:
      Estimate Std. Error z-value Pr(>|z|)
(Intercept)  2.4816e+05 2.9106e+04  8.5262 < 2.2e-16 ***
pop_d        3.7438e+00 5.8658e-01  6.3824 1.744e-10 ***
gdpcap_d     1.6346e+02 9.9315e+01  1.6459 0.099790 .
Tauxf_d      -3.2320e+04 8.0032e+03 -4.0383 5.385e-05 ***
Chomage_d     -6.2606e+03 2.3311e+02 -26.8564 < 2.2e-16 ***
Gini_d       -5.3499e+03 4.7125e+02 -11.3527 < 2.2e-16 ***
Education_d   9.7534e+02 1.7287e+02  5.6421 1.680e-08 ***
Txchange_d    -2.5419e+02 8.1510e+01 -3.1186 0.001817 **
Corruption_d  -7.0795e+04 4.2507e+03 -16.6549 < 2.2e-16 ***
Inflation     -1.8075e+03 3.9180e+02 -4.6134 3.961e-06 ***
Tauxnatalit_d 3.8721e+03 1.0940e+03  3.5394 0.000401 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:  8.0806e+12
Residual Sum of Squares: 6.4815e+12
R-squared:  0.19789
Adj. R-Squared: 0.19647
ChiSq: 1395.03 on 10 df, p-value: < 2.22e-16

```

Hausman Test

```

data: Immigration ~ pop_d + gdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d + Gini_d + ...
chisq = 1456.1, df = 10, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: one model is inconsistent

```

```

oneway (individual) effect within Model

call:
plm(formula = Immigration ~ pop_d + gdpcap_d + Tauxf_d + Chomage_d +
      Gini_d + Education_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
      Tauxnatalit_d, data = df, model = "within", index = c("country_id_d",
      "year"))

unbalanced Panel: n = 19, T = 78-416, N = 5668

Residuals:
      Min.      1st Qu.      Median      3rd Qu.      Max.
-109712.51 -14769.96    -550.56   12745.15  216606.83

Coefficients:
      Estimate Std. Error t-value Pr(>|t|)
pop_d        1.6483      1.1500   1.4333 0.1518336
gdpcap_d     163.9652     101.0307   1.6229 0.1046616
Tauxf_d     -29282.7703    8209.4869  -3.5669 0.0003642 ***
Chomage_d    -6342.5994     233.8409  -27.1236 < 2.2e-16 ***
Gini_d       -5305.7654     475.0867  -11.1680 < 2.2e-16 ***
Education_d  1034.9525     174.0020   5.9479 2.879e-09 ***
Txchange_d   -236.7025      86.7762  -2.7277 0.0063968 **
Corruption_d -74495.9330    4376.0141 -17.0237 < 2.2e-16 ***
Inflation    -1970.3475     393.3442  -5.0092 5.632e-07 ***
Tauxnatalit_d 3260.8370    1156.6119   2.8193 0.0048296 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Total Sum of Squares:  8.0076e+12
Residual Sum of Squares: 6.4324e+12
R-squared:  0.19672
Adj. R-Squared: 0.19273
F-statistic: 138.093 on 10 and 5639 DF, p-value: < 2.22e-16

```

```
Call:
lm(formula = Flux ~ Education_d + pop_d + gdpcap_d + Tauxf_d +
    chomage_d + Gini_d + Txchange_d + Corruption_d + Inflation +
    Tauxnatalit_d + residuals_first_stage, data = df_clean)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2190   -1342   -1090    -671   119176

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -1.743e+03  2.350e+03  -0.742   0.458
Education_d    2.512e+01  2.378e+01   1.057   0.291
pop_d         1.125e-03  4.942e-03   0.228   0.820
gdpcap_d      3.400e+00  6.215e+00   0.547   0.584
Tauxf_d       1.919e+02  8.854e+02   0.217   0.828
Chomage_d     6.637e+01  2.780e+01   2.387   0.017 *
Gini_d       -3.124e+01  3.629e+01  -0.861   0.389
Txchange_d    2.561e+00  2.000e+00   1.280   0.201
Corruption_d  -1.130e+01  2.428e+02  -0.047   0.963
Inflation     7.829e+01  7.177e+01   1.091   0.275
Tauxnatalit_d 4.186e+01  1.143e+02   0.366   0.714
residuals_first_stage -2.444e+14  1.199e+15  -0.204   0.838
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6772 on 5656 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.001282, Adjusted R-squared: -0.0006602
F-statistic: 0.6601 on 11 and 5656 DF, p-value: 0.7775
```

Resultat des tests

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Tauxf_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -18.558, Lag order = 24, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Gini_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -5.2542, Lag order = 22, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Education_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -8.483, Lag order = 21, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Txchange_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -11.983, Lag order = 24, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Chomage_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -6.0707, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Gini_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -26.774, Lag order = 22, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Education_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -18.144, Lag order = 21, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Txchange_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -17.802, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Chomage_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -12.797, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Corruption_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -3.9827, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Etat_Droit_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -3.5832, Lag order = 24, p-value = 0.03409

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Tauxnatalit_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -14.805, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Corruption_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -32.425, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Etat_Droit_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -31.209, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Tauxnatalit_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -6.1843, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Immigration (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -22.158, Lag order = 21, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Inflation (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -11.28, Lag order = 23, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série TauxNatalite (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -13.228, Lag order = 23, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série PIB (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -23.413, Lag order = 23, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Annexe 2

Test de stationnarité (IPS) pour : pop_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 3.2168, p-value = 0.9994

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : pop_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -60.339, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : gdp_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 4.2624, p-value = 1

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : gdp_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -37.463, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : gdpcap_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 3.9066, p-value = 1

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : gdpcap_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -9.5508, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : pop_pwt_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 2.7058, p-value = 0.9966

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : pop_pwt_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -55.703, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Flux

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -38.247, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Tauxf_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 0.62731, p-value = 0.7348

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Tauxf_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -30.349, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Gini_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -2.156, p-value = 0.01554

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Education_o

⚠ Erreur pour la variable : Education_o - l'argument doit être convertible automatiquement en un entier non négatif

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Txchange_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -3.7305, p-value = 9.554e-05

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Chomage_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 0.48498, p-value = 0.6862

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Gini_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -43.751, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Education_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -80.225, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Txchange_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -133.44, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Chomage_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -28.274, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Corruption_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -0.75878, p-value = 0.224

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Etat_Droit_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -1.6133, p-value = 0.05334

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Tauxnatalit_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -20.585, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Corruption_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -52.435, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Etat_Droit_d

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -59.217, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Tauxnatalit_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 0.54097, p-value = 0.7057

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Immigration

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -108.09, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : Inflation

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -28.165, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : TauxNatalite

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -16.735, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : PIB

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = -120.72, p-value < 2.2e-16

alternative hypothesis: stationarity

Annexe 3 :

Test de stationnarité (IPS) pour : log_pop_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]

Wtbar = 2.9148, p-value = 0.9982

alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_gdp_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = 0.48281, p-value = 0.6854
alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_gdpcap_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = 0.41867, p-value = 0.6623
alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_pop_pwt_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = 2.5914, p-value = 0.9952
alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_Tauxf_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = 0.6473, p-value = 0.7413
alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_Chomage_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = 1.0016, p-value = 0.8417
alternative hypothesis: stationarity

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_Corruption_o
⚠ Erreur pour la variable : log_Corruption_o - l'argument doit être convertible automatiquement en un entier non négatif

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_Etat_Droit_o
⚠ Erreur pour la variable : log_Etat_Droit_o - l'argument doit être convertible automatiquement en un entier non négatif

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : log_Tauxnatalit_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = 1.0507, p-value = 0.8533
alternative hypothesis: stationarity

Annexe 4 :

☒ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_pop_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -129.77, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

☐ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_gdp_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -127.3, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

☐ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_gdpcap_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -129.52, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

☐ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_pop_pwt_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -118.41, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

☐ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_Tauxf_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -126.42, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

☐ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_Chomage_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -129.75, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

☐ Test de stationnarité (IPS) pour : dlog_Tauxnatalit_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -129.77, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

Test de stationnarité (IPS) pour : diff_Corruption_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -129.86, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

🔗 Test de stationnarité (IPS) pour : diff_Etat_Droit_o

Im-Pesaran-Shin Unit-Root Test (ex. var.: Individual Intercepts)

data: pdata[[v]]
Wtbar = -129.82, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: stationarity

Annexe

Stationnarité : (Annexe 1)

Test ADF sur toute la série pop_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -3.83, Lag order = 24, p-value = 0.01736
alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série pop_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -35.084, Lag order = 24, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série gdp_o (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -3.8989, Lag order = 24, p-value = 0.01392
alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série gdp_d (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])
Dickey-Fuller = -22.108, Lag order = 24, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série gdp_{cap_o} (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -4.8332, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série gdp_{cap_d} (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -13.548, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série pop_{pwt_o} (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -3.8707, Lag order = 22, p-value = 0.01536

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série pop_{pwt_d} (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -33.274, Lag order = 22, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Flux (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -19.574, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary

Conclusion : Stationnaire

Test ADF sur toute la série Taux_{f_o} (tous pays et années confondus)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: na.omit(df[[var]])

Dickey-Fuller = -4.9679, Lag order = 24, p-value = 0.01

alternative hypothesis: stationary