

Master 2 : ECAP

Économétrie des données de panel

**Analyse des déterminants des
émissions de CO2 dans le monde
de 1990 à 2020**

Auteurs :
CHOSSE Clara
ONNO Lilou

Sous la direction de Monsieur Wolff

Février 2025

Sommaire

Introduction	2
I Présentation des données	4
II Analyse Exploratoire	6
III Spécifications économétriques	10
IV Application Empirique	12
Conclusion	14

Introduction

Les émissions de CO₂ à l'échelle mondiale ont connu une augmentation spectaculaire au cours des dernières décennies, atteignant un niveau sans précédent. En 2019, elles représentaient environ 33 milliards de tonnes^[1], une hausse marquée par rapport aux années précédentes, constituant un enjeu majeur pour la durabilité environnementale et le développement économique mondial^[2]. Cette croissance est largement attribuée à l'intensification des activités industrielles et à la consommation énergétique, particulièrement dans les pays émergents. Cependant, ces émissions ne sont pas réparties uniformément à travers le globe. Les régions développées, bien qu'ayant historiquement contribué de manière significative à l'accumulation de CO₂, ont commencé à stabiliser, voire réduire leurs émissions grâce à des politiques environnementales strictes et à une transition énergétique^[3]. En revanche, les pays en développement continuent de voir leurs émissions augmenter en raison d'une forte industrialisation et d'une dépendance aux énergies fossiles.

Cette disparité entre les régions^[4] est illustrée par la courbe environnementale de Kuznets, qui postule que les émissions de CO₂ augmentent dans les premières phases de développement économique, mais tendent à diminuer au-delà d'un certain seuil de revenu^[5]. Ainsi, les pays développés ayant franchi ce seuil connaissent une réduction de leurs émissions, tandis que les pays émergents, encore en phase de forte croissance, continuent d'enregistrer une hausse de leurs émissions.

Face à des défis tels que le changement climatique, la déforestation et la dépendance aux combustibles fossiles, il est important de réévaluer les trajectoires économiques et énergétiques des pays ^[6]. L'analyse des émissions de CO₂ représente un point de départ essentiel pour comprendre les interactions complexes entre croissance économique, transition énergétique et politiques environnementales.

Cette étude s'appuie sur une approche en données de panel, qui permet d'explorer à la fois les évolutions dans le temps et les disparités entre pays. En intégrant des dimensions éco-

nomiques, énergétiques et environnementales, l'objectif est de mettre en lumière les moyens susceptibles de réduire les émissions de CO₂ et d'atténuer les impacts du changement climatique. Nous chercherons notamment à identifier les facteurs qui influencent ces émissions et à comprendre comment ces relations varient d'un pays à l'autre, afin de proposer des pistes pour un développement plus durable et résilient.

Pour cela, nous débuterons par une présentation des données et une analyse exploratoire, incluant l'étude des corrélations et de l'hétérogénéité. Nous détaillerons ensuite la méthodologie économétrique appliquée, à savoir l'économétrie des données de panel, en examinant les deux approches : effets fixes et effets aléatoires. Enfin, nous appliquerons cette méthodologie à notre jeu de données en fonction des analyses précédentes.

I. Présentation des données

Dans le cadre de notre étude sur les émissions de CO₂, nous avons sélectionné trois variables explicatives qui couvrent les dimensions économiques et environnementales. Nous allons les présenter dans cette section.

I.1 Émissions de CO₂ (tonnes métriques par habitant)

Les émissions de CO₂ par habitant, mesurées en tonnes métriques, constituent une variable clé pour analyser l'impact des activités humaines sur l'environnement tout en neutralisant l'effet de la taille de la population. Le dioxyde de carbone, principal composant des gaz à effet de serre, joue un rôle déterminant dans les dynamiques climatiques globales. La courbe de Kuznets stipule qu'à mesure qu'un pays se développe, les émissions augmentent jusqu'à un certain point, puis diminuent. Depuis 1990, les émissions par habitant ont augmenté de 15% à l'échelle mondiale^[7] (cf Figure 1) bien que cette tendance varie selon les régions, avec une hausse marquée en Asie et une diminution en Europe et aux États-Unis^[8]. Cette variabilité régionale met en lumière l'intérêt d'utiliser cette variable pour explorer les transitions énergétiques et leur conformité au modèle de Kuznets.

I.2 Croissance du PIB (en % annuel)

La croissance du Produit Intérieur Brut (PIB), exprimée en pourcentage annuel, est une mesure fondamentale de la performance économique d'un pays. Elle reflète l'évolution de la production de biens et de services au fil du temps, ajustée pour tenir compte des fluctuations saisonnières^[9]. Cet indicateur est souvent utilisé pour évaluer le développement économique et les politiques publiques. Selon les théories économiques, une croissance soutenue et inclusive favorise la réduction de la pauvreté et améliore les conditions de vie^[10]. Cependant, des taux de croissance trop élevés ou trop faibles peuvent également révéler des déséquilibres structurels,

tels qu'une dépendance excessive à certains secteurs ou une faible diversification économique. Par ailleurs, la relation entre la croissance économique et les variables environnementales, comme les émissions de CO₂, s'inscrit souvent dans le cadre de la courbe environnementale de Kuznets, qui suggère que les impacts environnementaux augmentent lors des premières phases de développement avant de décroître^[5] .

I.3 Consommation d'énergie renouvelable (% de la consommation finale totale d'énergie)

La part des énergies renouvelables dans la consommation finale totale constitue un indicateur clé de la transition énergétique et de l'engagement d'un pays envers un développement durable. Les énergies renouvelables, comme l'éolien, le solaire ou l'hydroélectricité, offrent une alternative aux combustibles fossiles, réduisant ainsi les émissions de gaz à effet de serre et la dépendance aux ressources non renouvelables. Depuis 1990, la part des énergies renouvelables a lentement progressé dans de nombreux pays, portée par des politiques publiques incitatives et des avancées technologiques^[11]. Cependant, cette croissance reste hétérogène : des régions comme l'Europe ont enregistré une augmentation significative, tandis que d'autres, fortement dépendantes des énergies fossiles, montrent une progression plus limitée. Cette variabilité rend cette variable essentielle pour analyser les trajectoires énergétiques et leurs implications environnementales.

I.4 Surface forestière (% de la superficie terrestre)

La surface forestière, exprimée en pourcentage de la superficie terrestre totale, est un indicateur crucial pour évaluer l'état des écosystèmes et leur rôle dans le stockage du carbone. Les forêts agissent comme des puits de carbone en absorbant le dioxyde de carbone de l'atmosphère, jouant ainsi un rôle clé dans la régulation du climat global^[12]. Depuis les années 1990, la perte de couvert forestier a été une préoccupation majeure, en particulier dans les régions tropicales, où la déforestation est souvent liée à l'expansion agricole et à l'exploitation minière. Toutefois, certains pays ont adopté des politiques de reboisement et de conservation^[13], entraînant une augmentation de leur couverture forestière. Cette dynamique variée souligne l'importance de cette variable pour analyser les politiques environnementales et leur impact à long terme sur la biodiversité et les émissions de CO₂.

II. Analyse Exploratoire

II.1 Nettoyage de la base de données

Nous débutons notre analyse par la gestion des valeurs manquantes. Cette étape est essentielle car les valeurs manquantes peuvent introduire des biais et altérer la validité des résultats. Dans notre base de donnée initiale, nous avons observé que nos variables contiennent une proportion significative de valeurs manquantes, particulièrement pour les périodes avant 1990 et après 2020. Nous avons donc décidé de concentrer notre analyse sur la période de 1990 à 2020. Une analyse approfondie des valeurs manquantes a révélé que celles-ci ne sont pas aléatoires, mais principalement concentrées sur certains pays. Effectivement, pour certains pays, les données manquantes couvrent une grande partie de la période étudiée. Cela rend l'imputation difficile et peu fiable. Par conséquent, nous avons pris la décision de supprimer de notre échantillon les pays concernés par ces valeurs manquantes afin de garantir la validité de notre analyse.

Dans cette étude, nous analysons donc des données annuelles couvrant la période de 1990 à 2020, fournies par la banque mondiale. Notre base de données comprend 4 variables et 178 pays. Nous avons fait le choix de considérer des pays de toutes les régions du monde. Nous étudions un échantillon diversifié, avec des pays présentant des niveaux de développement et des structures économiques variés, ainsi que des priorités politiques et énergétiques distinctes. Ce choix se justifie par la volonté d'adopter une approche globale permettant de capturer les différences et les tendances globales des émissions de CO₂. Ainsi, cette approche permet non seulement de tester la validité empirique de la courbe environnementale de Kuznets dans un contexte mondial, mais également d'évaluer les émissions dans des contextes économiques et géographiques hétérogènes.

II.2 Statistiques descriptives

Nous présentons désormais les statistiques descriptives de notre base de données afin de mieux comprendre la distribution et les caractéristiques de nos variables.

Table II.1 – Statistiques descriptives

Statistique	Émissions de CO2	Consommation d'énergie renouvelable	Surface forestière	PIB
Minimum	0.261	0	0	-64.047
1er quartile	30.310	8.30	14.56	1.412
Médiane	113.577	31.30	31.46	3.542
Moyenne	335.694	37.63	33.45	3.387
3ème quartile	405.926	65.67	49.06	5.652
Maximum	7201.703	98.30	96.23	149.973

Les statistiques descriptives de notre échantillon présentent une grande diversité entre les pays. La consommation d'énergie renouvelable varie de 0% à 98% de la consommation finale d'énergie, avec une moyenne de 37%, soulignant les disparités dans l'utilisation des énergies renouvelables.

Les émissions de CO2 par habitant vont de 0,3 à 7201 tonnes métriques, avec une médiane de 113,5 tonnes, reflétant l'hétérogénéité de notre échantillon et renforçant notre choix d'étudier des pays de toutes les régions du monde. L'annexe 1 présente l'évolution de ces émissions au fil du temps. On observe une tendance générale à la hausse des émissions jusqu'à environ 2005, suivie d'une diminution progressive dans certaines régions. Cette évolution pourrait être liée à des facteurs comme l'implémentation de politiques environnementales plus strictes, le passage à des technologies plus propres ou des changements dans la structure économique et énergétique de certains pays.

En ce qui concerne le PIB, nous notons des différences économiques marquées entre les pays. Les valeurs varient de -64 à 150 avec une moyenne de 3,387. Le -64 provient de l'Irak en 1991, année marquée par la guerre du Golfe, les sanctions internationales et la destruction des infrastructures, ce qui a entraîné un effondrement de l'économie et une contraction dramatique de la production nationale.

Enfin, la surface forestière représente entre 0% et 96% de la superficie terrestre en fonction du pays, avec une moyenne de 33%. Cela reflète l'impact de l'urbanisation et de la déforestation. Néanmoins, la moitié de notre échantillon a une surface forestière supérieure à 31%.

II.3 Étude des corrélations

Nous nous intéressons aux relations entre nos variables grâce à une matrice des corrélations.

Table II.2 – Matrice des corrélations

Statistique	Émissions de CO2	PIB	Consommation d'énergie renouvelable	Surface forestière
Émissions de CO2	1.0000			
PIB	0.0298	1.0000		
Consommation d'énergie renouvelable	-0.4760	0.0629	1.0000	
Surface forestière	-0.1556	-0.0004	0.1896	1.0000

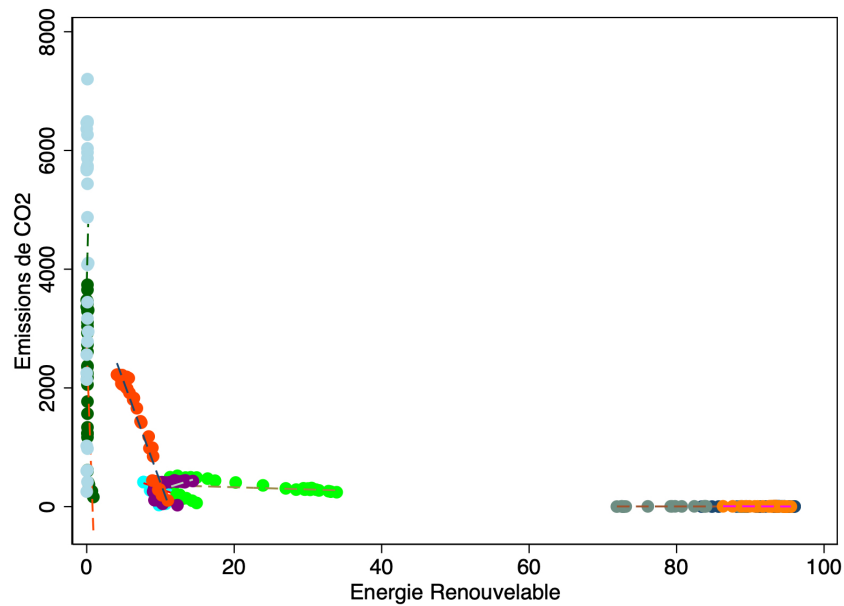
Les résultats ne montrent pas de liens forts entre les variables de notre base de données. Toutefois, nous pouvons relever la corrélation négative modérée de 0,47 entre les émissions de CO2 et la consommation d'énergie renouvelable, indiquant que, dans les pays où l'énergie renouvelable représente une part plus importante de la consommation totale, les émissions de CO2 tendent à être plus faibles. Cette observation appuie la courbe environnementale de Kuznets, qui implique qu'à mesure qu'un pays se développe, ses émissions augmentent au début avant de diminuer grâce à des politiques environnementales et à une transition énergétique bénéfique à long terme.

II.4 Étude de l'hétérogénéité

Les données de panel permettent de contrôler les effets non observés qui varient d'un individu à l'autre. Ce contrôle est crucial pour éviter 2 grands problèmes qui pourraient biaiser les résultats : le biais de variables omises et l'endogénéité. Dans cette section, nous analyserons si notre échantillon présente une hétérogénéité individuelle.

Pour cela, nous représentons graphiquement la relation entre les émissions de CO2 et les variables explicatives de notre échantillon (cf. Annexe 2 et Annexe 3). Cependant, en raison de la taille de notre échantillon comprenant 214 pays, le graphique n'est pas lisible. Nous avons alors décidé de restreindre l'analyse à un sous-échantillon de pays, sélectionnés selon leur niveau d'émissions de CO2. Nous avons choisi de représenter trois catégories : des pays très émetteurs (Émirats Arabes Unis, Qatar, États-Unis), des pays dont les émissions sont proches de la moyenne (Argentine, Chine, Mexique) et des pays faiblement émetteurs (Somalie, Burundi, Tchad). Il convient de noter que même si cet échantillon permet une analyse plus claire et prend en compte les différentes tendances d'émissions au sein de l'échantillon global, il contient un biais.

Figure II.1 – Graphique de dispersion entre les émissions de CO2 et la consommation d'énergie renouvelable



Le graphique ci-dessus montre la relation entre les émissions de CO2 et la consommation d'énergie renouvelable pour notre sous-échantillon de pays. Nous observons des groupes distincts en fonction du niveau d'émissions du pays. Les pays très émetteurs se caractérisent par des niveaux élevés de CO2 avec une faible part d'énergie renouvelable, tandis que les pays faiblement émetteurs présentent des émissions proches de zéro, et une grande consommation d'énergie renouvelable. Ces résultats soulignent donc l'hétérogénéité au sein de l'échantillon, justifiant l'utilisation de données de panel pour contrôler les effets non observés et réduire les biais d'analyse.

III. Spécifications économétriques

Nos données combinent une dimension transversale (pays) et une dimension temporelle (années), ce qui en fait un cadre idéal pour l'économétrie de panel. Ce type de données permet d'étudier les évolutions dans le temps tout en tenant compte des spécificités propres à chaque pays. Nous détaillons dans cette section l'économétrie des données de panel, méthode que nous appliquerons dans la suite de notre étude.

III.1 Les estimateurs

Tout d'abord, trois estimateurs sont utilisés en données de panel.

L'estimateur des moindres carrées ordinaires (MCO) est :

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}(X'Y) \quad (1)$$

Cet estimateur utilise la variance totale des observations et repose sur l'hypothèse d'indépendance des observations dans le temps. Néanmoins, ne prenant pas en compte les effets individuels et temporels, il est inadapté aux données de panel.

Dans le modèle à erreurs composées, les données de panel permettent d'exploiter deux grands types d'information : la dimension inter (entre les pays) capturée par l'estimateur between et la dimension intra (suivre un individu donné dans le temps) capturée par l'estimateur within. Ce sont deux opérateurs orthogonaux permettant de capturer l'intégralité de l'information contenue dans les données de panel.

L'estimateur between est :

$$\hat{\beta}_B = (X'BX)^{-1}(X'BY) \quad (2)$$

Cet estimateur s'intéresse aux écarts entre les niveaux moyens des individus sur l'ensemble de la période. Les variations individuelles dans le temps ne sont donc pas captées.

L'estimateur within est :

$$\hat{\beta}_W = (X'WX)^{-1} (X'WY) \quad (2)$$

Il examine les fluctuations des individus par rapport à leur niveau moyen. Cet estimateur est équivalent à l'estimateur de la covariance ou estimateurs à effets fixes.

Pour déterminer l'estimateur le plus adapté à l'analyse, nous pouvons utiliser le test de Hansen. Ce test permet de comparer les estimateurs en évaluant si les effets spécifiques sont corrélés avec les variables explicatives. En cas de corrélation, l'estimateur within (modèle à effets fixes) est le plus adapté. Sinon, le modèle à effets aléatoires est préféré.

III.2 Effets fixes et effets aléatoires

Deux approches principales permettent de modéliser les effets spécifiques aux individus et aux périodes : les effets fixes et aléatoires. Les effets fixes permettent de capturer l'hétérogénéité inobservée propre à chaque individu. Cela permet de modéliser l'impact des variations à l'intérieur de chaque pays, en isolant les effets temporels et supposant que les variations sont constantes. À l'inverse, les effets aléatoires supposent que l'hétérogénéité entre les individus est aléatoire et indépendante des résidus. Les effets aléatoires traitent donc les effets individuels comme une variable aléatoire inobservée qui affecte la variable dépendante.

IV. Application Empirique

Nous allons dans cette section appliquer la méthodologie économétrique explicitée précédemment et présenter les résultats des estimations. Nous avons estimé 3 modèles : un modèle MCO, un modèle à effets fixes, en utilisant l'estimateur within, et un modèle à effets aléatoires. L'ensemble de ces estimations ont été réalisé à l'aide du logiciel Stata.

Table IV.1 – Comparaison des modèles

Variables	MCO			Between			Within		
	Coefficient	T-stats	P-value	Coefficient	T-stats	P-value	Coefficient	T-stats	P-value
PIB	5.583071	5.01	0.000	4.494963	6.51	0.000	1.186907	1.93	0.054
Consommation d'énergie renouvelable	-8.683846	-38.83	0.000	-6.545371	-11.65	0.000	-12.1219	-20.25	0.000
Surface forestière	-1.663139	-5.59	0.000	-1.007662	-0.88	0.381	-16.74143	-9.07	0.000
Constante	699.1763	50.02	0.000	600.4673	11.87	0.000	1480.644	22.30	0.000

Les résultats des MCO nous montrent que tous les coefficients des variables sont statistiquement significatifs, nous indiquant que le PIB, la consommation d'énergie renouvelable et la surface forestière ont un impact sur les émissions de CO₂. En effet, le PIB a un effet positif, tandis que la consommation d'énergie renouvelable et la surface forestière ont des effets négatifs, suggérant leur rôle dans la réduction des émissions de CO₂.

Les résultats du modèle à effets fixes avec l'estimateur within démontre une corrélation négative de 0,60 entre les variables explicatives et les effets fixes. Ce modèle est le plus adapté car, pour rappel, le modèle à effets aléatoires repose sur l'absence de corrélation. Nous pouvons alors passer à son interprétation. Le test de Fisher présente une p-value inférieure à 0,05, nous permettant de rejeter l'hypothèse nulle et de conclure qu'au moins une des variables est statistiquement significative. Notre modèle présente un R² de 0,2145. (cf. Annexe 4)

L'analyse des effets fixes individuels révèle l'impact significatif de nos trois variables sur les émissions de CO₂. Le coefficient associé au PIB est positif et statistiquement significatif au seuil de 10%, suggérant qu'une augmentation d'une unité du PIB entraîne une augmentation des émissions de CO₂ de 1,19 tonnes métrique par habitant. Cette relation positive

confirme l'hypothèse de la courbe environnementale de Kuznets dans sa phase ascendante, où la croissance économique s'accompagne d'une augmentation des émissions. À l'inverse, les coefficients associés à la consommation d'énergie et à la surface forestière sont négatifs et significatifs au seuil de 1%. Cela signifie qu'une augmentation de 1% de la part des énergies renouvelables réduit les émissions de CO₂ de 12,12 tonnes métriques par habitant, toutes choses égales par ailleurs. Cette relation témoigne de l'effet bénéfique de la transition vers des sources d'énergie moins polluantes. De même, une augmentation de 1% de la surface forestière entraîne une diminution des émissions de dioxyde de carbone par habitant de 16,74 tonnes métriques. Ce résultat souligne l'importance des politiques visant à protéger et à étendre les zones forestières dans les stratégies d'atténuation du changement climatique.

Ensuite, nous pouvons analyser les effets fixes temporels. L'année 1990 est prise comme référence, ce qui signifie que tous les coefficients associés aux autres années représentent l'écart (en termes d'émissions de CO₂) par rapport à cette année. Les résultats montrent que les émissions de CO₂ sont restées relativement stables jusqu'à la fin des années 1990, suivies d'une forte diminution à partir de 1999. Cependant, de 1991 à 2004, ces coefficients ne sont pas statistiquement significatifs, indiquant que les émissions durant cette période étaient similaires à celles de 1990. En 2005, le coefficient est significatif au sein de 10% et de 2006 à 2020, les coefficients sont négatifs et statistiquement significatifs au seuil de 5%. Cela signifie qu'il existe une différence notable dans les émissions de CO₂ par rapport à 1990. La valeur absolue du coefficient négatif augmente avec le temps, indiquant une tendance à la baisse des émissions de CO₂ grâce à des efforts de transition énergétique et aux changements structurels de l'économie mondiale.

Après avoir estimé les modèles à effets fixes et à effets aléatoires, il est crucial de déterminer lequel de ces deux cadres est le plus approprié pour notre analyse. Dans ce but, nous utilisons le test de Hausman.

Table IV.2 – Test de Hausman

Chi2	P-value
962.93	0

La p-value associée au test est inférieure au seuil de 5%, ce qui nous permet de rejeter l'hypothèse nulle et de conclure que les différences entre les coefficients sont systématiques. Cela confirme l'intuition faite précédemment : le modèle à effets fixes est plus approprié que le modèle à effets aléatoires pour cette analyse des émissions de dioxyde de carbone.

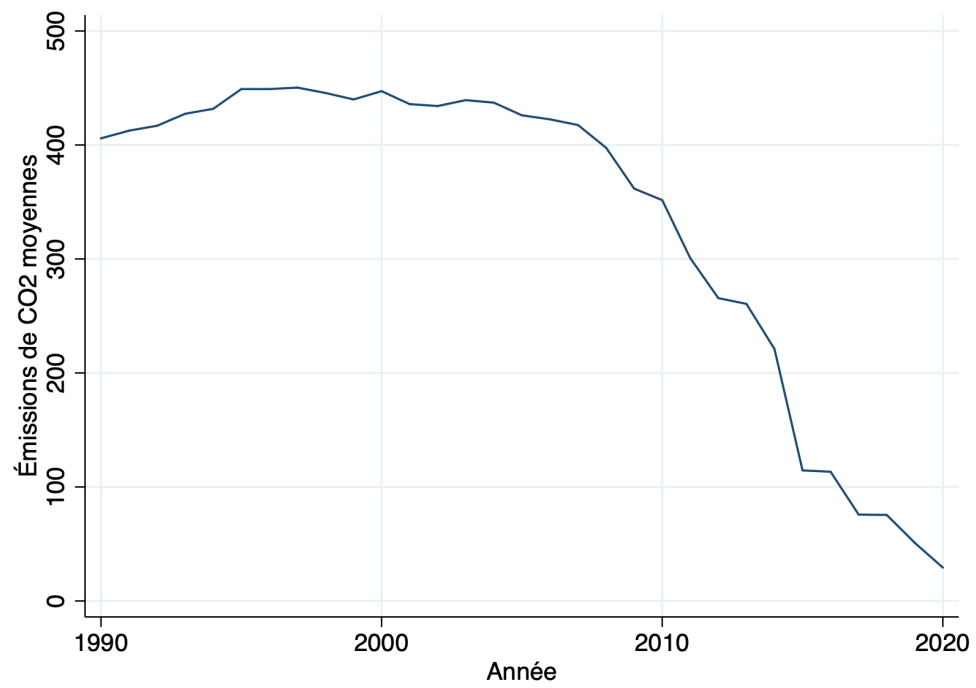
Conclusion / Discussion

En conclusion, l'analyse des émissions de CO₂ à travers des données de panel met en évidence des relations significatives entre plusieurs variables explicatives. Le PIB a un effet positif sur les émissions, confirmant la courbe environnementale de Kuznets, tandis que la consommation d'énergie renouvelable et la surface forestière présentent des effets négatifs, suggérant leur rôle crucial dans la réduction des émissions de CO₂. L'utilisation du modèle à effets fixes s'avère la plus adaptée, étant donné la corrélation entre les effets spécifiques et les variables explicatives. Le test de Hausman confirme que ce modèle est préféré au modèle à effets aléatoires, renforçant ainsi la robustesse de nos conclusions.

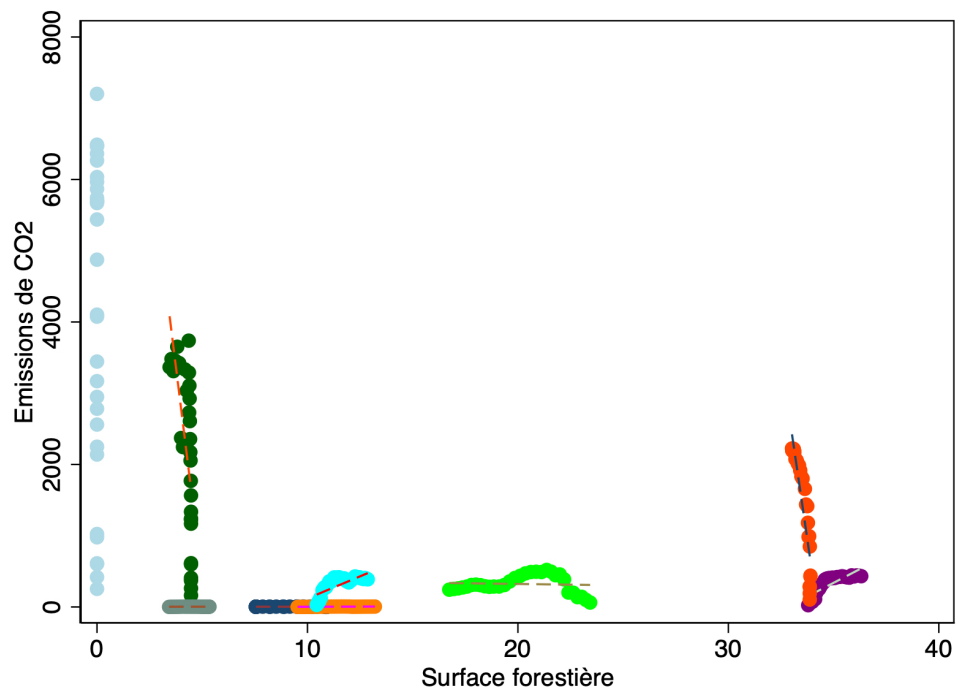
Cette étude présente plusieurs limites et pistes d'amélioration. L'exclusion de certains pays en raison du manque de données réduit la représentativité de l'échantillon. De plus, les tests sur l'hétérogénéité reposent sur un sous-échantillon, ce qui peut biaiser les résultats par rapport à un échantillon complet. D'autres variables explicatives, comme les politiques environnementales ou l'intensité industrielle, pourraient enrichir l'analyse, mais leur disponibilité est souvent limitée. Enfin, l'ajout de données plus récentes, incluant les impacts de la pandémie de Covid-19 et de la guerre en Ukraine, permettrait d'affiner les conclusions et de mieux saisir les évolutions actuelles des émissions de CO₂.

Annexes

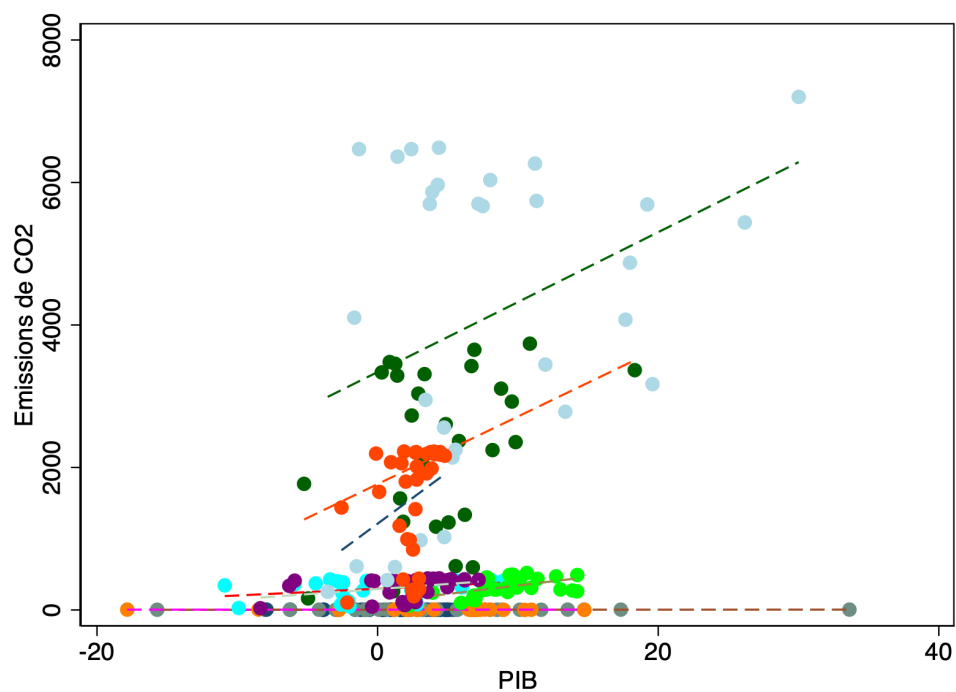
Annexe 1 : Évolution moyenne des émissions de CO2 par année



Annexe 2 : Graphique de dispersion entre les émissions de CO2 et la surface forestière



Annexe 3 : Graphique de dispersion entre les émissions de CO2 et le PIB



Annexe 4 : Résultat Estimation Méthode Within

```

Fixed-effects (within) regression
Group variable: CountryID

Number of obs   =    5,518
Number of groups =    178

R-sq:
    within = 0.3031
    between = 0.2192
    overall = 0.2145

Obs per group:
    min =    31
    avg =   31.0
    max =    31

F(33,5307) =    69.95
Prob > F    =    0.0000

corr(u_i, Xb) = -0.6028

```

C02	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]	
pib	1.186907	.6145965	1.93	0.054	-.0179546	2.391769
energie	-12.1219	.5986833	-20.25	0.000	-13.29556	-10.94823
foret	-16.74143	1.845824	-9.07	0.000	-20.36	-13.12286
year						
1991	5.512747	26.63521	0.21	0.836	-46.70322	57.72871
1992	5.649422	26.61627	0.21	0.832	-46.52941	57.82826
1993	13.52982	26.62363	0.51	0.611	-38.66344	65.72308
1994	13.74306	26.6214	0.52	0.606	-38.44583	65.93194
1995	23.21339	26.63447	0.87	0.383	-29.00111	75.4279
1996	16.21031	26.6554	0.61	0.543	-36.04523	68.46584
1997	10.13943	26.69168	0.38	0.704	-42.18723	62.46609
1998	3.308581	26.65875	0.12	0.901	-48.95352	55.57068
1999	-6.569555	26.66861	-0.25	0.805	-58.851	45.71189
2000	-4.640532	26.6879	-0.17	0.862	-56.95978	47.67872
2001	-21.87999	26.70296	-0.82	0.413	-74.22877	30.46879
2002	-25.84206	26.70964	-0.97	0.333	-78.20393	26.51982
2003	-27.41048	26.73494	-1.03	0.305	-79.82196	25.001
2004	-37.11222	26.79773	-1.38	0.166	-89.64679	15.42235
2005	-48.00355	26.77836	-1.79	0.073	-100.5001	4.493032
2006	-56.90304	26.82331	-2.12	0.034	-109.4878	-4.318324
2007	-67.35914	26.83242	-2.51	0.012	-119.9617	-14.75657
2008	-86.06939	26.8116	-3.21	0.001	-138.6311	-33.50764
2009	-121.382	26.85885	-4.52	0.000	-174.0364	-68.72757
2010	-141.4727	26.86934	-5.27	0.000	-194.1476	-88.7977
2011	-194.0873	26.87064	-7.22	0.000	-246.7648	-141.4098
2012	-234.4463	26.9057	-8.71	0.000	-287.1925	-181.7001
2013	-239.3067	26.90708	-8.89	0.000	-292.0556	-186.5577
2014	-282.644	26.92964	-10.50	0.000	-335.4371	-229.8508
2015	-392.9911	26.95514	-14.58	0.000	-445.8343	-340.1479
2016	-398.5197	26.98408	-14.77	0.000	-451.4196	-345.6198
2017	-439.6609	27.00869	-16.28	0.000	-492.609	-386.7128
2018	-442.3446	27.02872	-16.37	0.000	-495.332	-389.3572
2019	-468.8108	27.05063	-17.33	0.000	-521.8412	-415.7804
2020	-470.045	27.37794	-17.17	0.000	-523.717	-416.373
_cons	1480.644	66.38731	22.30	0.000	1350.497	1610.79
sigma_u	563.21411					
sigma_e	251.08693					
rho	.83420419	(fraction of variance due to u_i)				

F test that all u_i=0: F(177, 5307) = 84.45

Prob > F = 0.0000

Annexe 5 : Test de Hausman

	Coefficients		(b-B) Difference	sqrt(diag(V_b-V_B)) S.E.
	(b) within	(B) MCQG		
pib	1.186907	4.494963	-3.308056	.
energie	-12.1219	-6.545371	-5.576524	.2071546
foret	-16.74143	-1.007662	-15.73377	1.444184

b = consistent under Ho and Ha; obtained from xtreg
 B = inconsistent under Ha, efficient under Ho; obtained from xtreg

Test: Ho: difference in coefficients not systematic

chi2(3) = (b-B)'[(V_b-V_B)^(-1)](b-B)
 = **962.93**
 Prob>chi2 = **0.0000**
 (V_b-V_B is not positive definite)

Bibliographie

- [1] G. canada, "Émissions de gaz à effet de serre à l'échelle mondiale."
- [2] Ecologie, "Un phénomène complexe en marche," 2019.
- [3] T. l'europe, "Infographies : les émissions de gaz à effet de serre dans l'Union européenne," 2024.
- [4] Statista, "L'inégalité mondiale de l'empreinte écologique," 2021.
- [5] Cairn.info, "La « courbe de Kuznets environnementale » et le « découplage » : deux concepts du débat sur la croissance verte," 2020.
- [6] D. durable.gouv, "les émissions de CO2 dues à la combustion d'énergie dans le monde en 2012," 2015.
- [7] M. de la transition écologique, "Émissions de CO2 hors UTCATF dans le monde," 2022.
- [8] Statistica, "Deux tiers des émissions mondiales de CO ont lieu dans dix pays," 09 2024.
- [9] Insee, "La croissance économique," 2017.
- [10] Purlasolidarite, " L'impact de la croissance sur la pauvreté et l'inégalité," 2008.
- [11] Statista, "Évolution de la consommation d'énergie en France entre 1990 et 2022, par source d'énergie," 2024.
- [12] IGN, "La forêt ne peut pas être un puits infini de carbone," 2024.
- [13] Reforestation, "Tout savoir sur le reboisement."

Table des matières

Introduction	2
I Présentation des données	4
I.1 Émissions de CO2 (tonnes métriques par habitant)	4
I.2 Croissance du PIB (en % annuel)	4
I.3 Consommation d'énergie renouvelable (% de la consommation finale totale d'énergie)	5
I.4 Surface forestière (% de la superficie terrestre)	5
II Analyse Exploratoire	6
II.1 Nettoyage de la base de données	6
II.2 Statistiques descriptives	7
II.3 Étude des corrélations	8
II.4 Étude de l'hétérogénéité	8
III Spécifications économétriques	10
III.1 Les estimateurs	10
III.2 Effets fixes et effets aléatoires	11
IV Application Empirique	12
Conclusion	14