

Déforestation, Croissance Économique et Population : Une Étude sur Données de Panel*

Phu Nguyen Van[#] et Théophile Azomahou

BETA-Theme, Université Louis Pasteur
61 avenue de la Forêt Noire, 67085 Strasbourg Cedex, France

Janvier 2002

*Nous tenons à remercier Jalal El Ouardighi, François Laisney, Marc Willinger et les participants au 50^{ème} Congrès de l'Association Française des Sciences Économiques, Paris, 20-21 Septembre 2001, en particulier Alain D. Ayong Le Kama, pour leur commentaires. Nous remercions également Guy Tchibozo. Nous restons responsables des erreurs éventuelles.

¹Auteur de correspondance : Tél. : +33 (0)3 90 24 21 00; Fax : +33 (0)3 90 24 20 71; E-mail : nvphu@cournot.u-strasbg.fr

Cet article étudie la relation empirique entre la déforestation, la croissance économique et la population à partir d'un échantillon de 85 pays en voie de développement. Nous utilisons plusieurs spécifications d'un modèle de panel à effets fixes avec diverses structures du terme d'erreur. L'étude ne met pas en évidence une courbe environnementale de Kuznets de forme U inversée décrivant la relation entre le taux de déforestation et le revenu par tête. À l'inverse, nous obtenons une relation de forme U. Les résultats suggèrent qu'une augmentation du taux de croissance du revenu par tête permet de réduire le taux de déforestation. Finalement, nous montrons que la pression démographique peut amplifier le processus de déforestation.

DEFORESTATION, ECONOMIC GROWTH, AND POPULATION : A PANEL DATA STUDY

This paper investigates the empirical relationship between deforestation, economic growth and population using a sample of 85 developing countries. We use several specifications of a fixed effect panel data model with various structures of the error term. The study suggests a U-shaped relationship between the rate of deforestation and income per capita, in contrast to an environmental Kuznets curve (which is inverted U-shaped). Estimation results show that an increase in the growth rate of income per capita reduces the rate of deforestation. The study also shows that demographic pressure can amplify the process of deforestation.

Mots clés : Déforestation ; Croissance économique ; Population ; Données de panel ; Dépendance spatiale et temporelle

Classification JEL : C23 ; O13 ; Q23 ; R15

INTRODUCTION

La relation empirique entre la croissance économique et la qualité de l'environnement (la qualité de l'air, la qualité de l'eau, la déforestation, etc.) a été largement débattue ces dernières années. Les résultats obtenus sur cette relation permettent de définir des politiques économiques et environnementales appropriées pour améliorer le bien-être humain.

Dans la littérature, ce débat se résume de fait à la discussion de l'existence d'une relation de forme U inversée, appelée la courbe environnementale de Kuznets. Cette dernière énonce que, au niveau macroéconomique, la dégradation de l'environnement s'accroît pour des niveaux de faible revenu et qu'ensuite elle diminue à partir d'un certain seuil donné de revenu (point de retournement).

Holtz-Eakin et Selden [1995] ont étudié la forme réduite de la relation entre les émissions nationales de CO₂ et le PIB réel par tête (mesuré en dollars américains en 1986) pour un échantillon de 130 pays durant la période 1951-1986. Ils ont utilisé un modèle de données de panel à effets individuels et temporels fixes avec une fonction quadratique et ont trouvé une courbe de Kuznets hors échantillon. En effet, cette courbe est presque linéaire et croissante pour l'ensemble de l'échantillon mais avec un point de retournement en dehors de l'échantillon, égal à 35428\$. Grossman et Krueger [1993, 1995] ont étudié l'effet du PIB par tête sur divers indicateurs de qualité de l'environnement en utilisant un modèle à effets individuels aléatoires. Pour la plupart des indicateurs de qualité de l'environnement retenus – concentration de dioxyde de soufre (SO₂), particules en suspension, demande d'oxygène biologique, demande d'oxygène chimique et arsenic dans les rivières – une courbe en U inversé apparaît. En particulier, le point de retournement estimé en termes de PIB par tête pour ces polluants est inférieur à 8000\$ (en \$1985). Selden et Song [1994] ont également étudié la relation entre le PIB par tête et quatre polluants atmosphériques – particules en suspension, SO₂, oxydes de nitrogène (NO_x), monoxyde de carbone (CO) – en utilisant la même source de données que Grossman et Krueger [1993, 1995]. Selden et Song [1994] ont montré l'existence d'une courbe de Kuznets pour tous ces polluants. Cependant, les points de retournement pour les particules en suspension et pour

le SO_2 sont supérieurs à 8000\$. Shafik [1994] a examiné la relation entre différents indicateurs de la qualité de l'environnement et le revenu par tête en utilisant trois fonctions polynomiales (linéaire, quadratique et cubique) avec un modèle à effets individuels fixes (ville ou pays selon le cas). Les résultats obtenus mettent clairement en évidence une courbe de Kuznets pour les particules en suspension et le SO_2 , et une courbe croissante pour le CO_2 . Pour ce dernier, le point de retournement est en dehors de l'échantillon.

D'autres études ont prouvé l'existence d'une courbe environnementale de Kuznets pour plusieurs polluants.¹ Par exemple, Kaufmann et alii. [1998] ont utilisé des modèles de panel à effets fixes et aléatoires avec une fonction quadratique pour un échantillon de 23 pays entre 1974 et 1989, et ont obtenu une relation de type U inversé, c'est-à-dire une courbe de Kuznets décrivant le lien entre la concentration atmosphérique de SO_2 et l'intensité spatiale de l'activité économique. Cette dernière est mesurée par le rapport du PIB et la surface du pays ou par le produit du PIB par tête et la densité de la population en ville. Cependant, Kaufmann et alii. [1998] ont aussi montré qu'il y a une relation de type U entre la concentration de SO_2 et le PIB par tête, contrairement à la courbe de Kuznets. Suri et Chapman [1998] ont utilisé des données portant sur 33 pays entre 1971 et 1991 en spécifiant un modèle de panel à effets fixes avec une fonction quadratique. Ils ont mis en évidence une courbe de Kuznets pour la consommation d'énergie primaire commerciale par tête, exprimée en termes d'équivalents en pétrole. L'étude de Suri et Chapman [1998] a le mérite de prendre en compte des indicateurs du commerce international.

Les travaux de Schmalensee et alii. [1998] et de Azomahou et Nguyen Van [2001] présentent l'avantage d'utiliser des formes fonctionnelles plus flexibles. La spécification de Schmalensee et alii. [1998] consiste en un modèle de données de panel à effets temporels et individuels fixes avec une fonction linéaire par morceaux. Schmalensee et alii. [1998] ont mis en évidence une relation de Kuznets entre le revenu par tête et les émissions de CO_2 pour 141 pays durant la période 1950-1990. Azomahou et Nguyen Van [2001] ont utilisé un

¹Pour une discussion détaillée, voir les numéros spéciaux des revues *Environment and Development Economics* 1997 et *Ecological Economics* 1998. Voir aussi Stern [1998] pour une revue de la littérature.

modèle non-paramétrique et divers tests de spécification. Il en résulte une relation complexe, malgré son aspect monotone, entre les émissions de CO₂ et le PIB par tête.

Les variables démographiques requièrent aussi une attention particulière puisque la population est reconnue comme une des causes principales de la dégradation de l'environnement (voir, par exemple, Ehrlich et Ehrlich [1981]).¹ Selon Malthus [1798], une population croissante présente des besoins alimentaires importants, ce qui crée des pressions sur l'agriculture. La qualité de la terre arable (on peut penser plus généralement à la qualité de l'environnement) est affectée par une exploitation intensive. En conséquence, la productivité marginale du travail diminue, et suite à un manque de nourriture, le taux de croissance de la population baisse. La population se stabilise à un niveau d'équilibre avec un revenu faible et une mauvaise qualité de l'environnement. De plus, selon la Banque mondiale [1992], la croissance démographique induit une augmentation de la demande de biens, de services et des moyens d'existence, qui dégrade l'environnement et exerce une pression sur les ressources naturelles. L'accroissement démographique peut constituer une menace directe à l'environnement local et réduire la capacité d'assimilation naturelle de l'environnement.

Il est important de noter que l'impact de la population sur l'environnement peut être modifié par la croissance économique et l'état de la technologie (Cropper et Griffiths [1994]). Ainsi, par exemple, l'augmentation du revenu peut orienter les besoins en énergie vers des sources autres que le bois combustible ; de même, l'assainissement de l'eau est amélioré. L'adoption d'une technologie moderne en agriculture réduit la conversion des forêts en terre arable puisqu'elle peut permettre d'obtenir un rendement élevé sur une surface de terre cultivée restreinte (agriculture intensive).

Dans cet article, nous étudions la question de la déforestation. Nous nous concentrons sur des pays en voie de développement, car la déforestation y constitue un problème majeur. Postel [1984] a aussi remarqué que la pauvreté est une cause principale de la déforestation. Celle-ci a été jusqu'ici étudiée

¹Voir aussi Robinson et Srinivasan [1997] pour une synthèse de la littérature concernant la croissance de la population, le développement économique, les ressources naturelles et l'environnement.

par Allen et Barnes [1985], la “Food and Agriculture Organization” – FAO [1993], Cropper et Griffiths [1994], Shafik [1994] et Koop et Tole [1999], parmi d’autres. Allen et Barnes [1985] ont souligné que, dans les pays en voie de développement, un taux de croissance démographique élevé est associé à un taux de déforestation élevé. L’étude de la FAO [1993] suggère que le rapport entre la surface forestière et la surface totale est une fonction logistique de la densité de la population, ce qui implique que la variation en pourcentage de la surface forestière (ou taux de déforestation) dépend simultanément de la densité et du taux de croissance de la population. Cropper et Griffiths [1994] ont étudié un échantillon de 64 pays en voie de développement sur la période 1961-1988 et ont mis en évidence l’existence de courbes de Kuznets entre le taux de déforestation et le revenu pour les pays africains et les pays de l’Amérique latine (les points de retournement sont respectivement 4760\$ et 5420\$). La densité de la population rurale est aussi reconnue par Cropper et Griffiths [1994] comme un facteur significatif de la déforestation en Afrique.

Shafik [1994] et Koop et Tole [1999] ont respectivement utilisé un modèle de panel à effets fixes sur un échantillon de 66 pays observés entre 1962 et 1986 et un modèle paramétrique à coefficients aléatoires (ces coefficients sont différents entre les pays mais restent constants pour chaque pays dans le temps) sur un échantillon de 76 pays tropicaux en voie de développement pour la période 1961-1992. Ces deux études n’ont pas pu mettre en évidence l’existence d’une courbe de Kuznets pour la déforestation (aucun coefficient n’est significatif). De plus, dans Koop et Tole [1999], la population (la densité et le taux de croissance de la population) n’a pas d’effet significatif sur le taux de déforestation.

Ces considérations justifient l’utilisation d’un modèle économétrique dans lequel la déforestation est déterminée par le développement économique et la population. Dans la littérature, la plupart des études empiriques sont fondées sur des spécifications paramétriques dont l’étude de la robustesse est souvent négligée. Il peut en résulter un problème de mauvaise spécification. L’apport majeur de notre étude est qu’elle utilise un modèle de données de panel à effets fixes avec diverses structures du terme d’erreur (dépendance spatiale géographique, dépendance spatiale et temporelle et hétéroscédasticité de forme non spécifiée).

L'article s'articule de la façon suivante. Le modèle économétrique est décrit dans la Section 2. La définition des variables, ainsi que la description des données sont présentées dans la Section 3. Les résultats empiriques et la discussion de ces résultats sont donnés respectivement dans les Sections 4 et 5. La Section 6 conclut l'étude.

MODÈLE AVEC DÉPENDANCE SPATIALE

La dépendance spatiale consiste non seulement en une dépendance géographique (ou proximité géographique) mais aussi en des formes diverses et complexes de proximité (culturelle, économique, etc.). Les caractéristiques des pays sont généralement interdépendantes. Les déterminants affectant la déforestation tels que le climat, les mesures législatives environnementales, les pratiques historiques, les cultures, etc., sont eux-mêmes spatialement corrélés. Ainsi, la variation de la déforestation entre pays voisins d'une même région peut être interdépendante du fait que les facteurs affectant la déforestation sont similaires.

Certaines de ces variables ne sont pas observables. D'autres, même observables, ne sont pas mesurables. Tout ceci peut induire une dépendance spatiale qu'il est intéressant de prendre en compte dans l'étude empirique du phénomène de déforestation. Pour ce faire, nous considérons deux familles de modèles économétriques : l'une où la dépendance spatiale est exprimée par une matrice de contiguïté basée sur la distance géographique et l'autre avec une dépendance spatiale de forme non spécifiée.

Modèle avec dépendance géographique

La distance géographique a été utilisée par Attfield et alii. [2000] pour étudier la dépendance spatiale entre les taux de croissance de 90 régions européennes, de 48 États membres des États-Unis et de 92 pays. La matrice de contiguïté est basée sur la distance entre entités (régions, États, pays). La distance entre deux pays, mesurée par la distance entre les capitales correspondantes, est considérée comme l'arc d'un cercle passant par le noyau de la Terre et ces capitales.

Soient L_i et N_i la latitude et la longitude en degré de la capitale du pays i , la distance entre les pays i et j , $i, j = 1, \dots, N$, est donnée par

$$d_{ij} = \arccos(G_{ij}) R,$$

où R est le rayon de la Terre, mesuré par rapport à l'équateur ($R = 6378$ km) et

$$G_{ij} = \sin(aL_i) \sin(aL_j) + \cos(aL_i) \cos(aL_j) \cos(aN_j - aN_i),$$

avec $a = \pi/180$.

Chaque élément c_{ij} de la matrice de contiguïté \mathbf{C} est donnée par¹

$$c_{ij} = \frac{1/d_{ij}}{\sum_{j=1}^N 1/d_{ij}}.$$

La matrice \mathbf{C} est une matrice stochastique de taille $N \times N$ dont les éléments diagonaux sont tous nuls. Elle est normalisée de sorte que la somme de chaque ligne est égale à l'unité. Une telle normalisation permet de considérer la distance relative au détriment de la distance absolue.

La spécification économétrique retenue est un modèle de données de panel à effet individuel fixe où les termes d'erreur sont spatialement autocorrélés. La structure du modèle est

$$y_{it} = \mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta} + \mu_i + \epsilon_{it} \quad (1)$$

avec

$$\epsilon_{it} = \lambda \sum_{j=1}^N c_{ij}\epsilon_{jt} + \nu_{it}, \quad |\lambda| \leq 1. \quad (2)$$

y_{it} est le taux de déforestation du pays i ($i = 1, \dots, N$) à l'année t ($t = 1, \dots, T$). $\boldsymbol{\beta}$ est le vecteur de taille $K \times 1$ des paramètres à estimer. \mathbf{x} est le vecteur de taille $1 \times K$ des variables explicatives (le PIB par tête, le taux de croissance du PIB par tête, la densité de la population et le taux de croissance de la population). μ_i désigne l'effet individuel spécifique au pays i . On suppose que les résidus ν_{it} sont mutuellement indépendants et identiquement distribués de loi $N(0, \sigma^2)$, et indépendants de \mathbf{x}_{it} . Sous forme matricielle, (2) s'écrit

$$\boldsymbol{\epsilon}_t = \lambda \mathbf{C}\boldsymbol{\epsilon}_t + \boldsymbol{\nu}_t, \quad (3)$$

¹Les caractères en gras représentent les matrices.

avec $\boldsymbol{\epsilon}_t \equiv [\epsilon_{1t}, \dots, \epsilon_{Nt}]'$ et $\boldsymbol{\nu}_t \equiv [\nu_{1t}, \dots, \nu_{Nt}]'$.

La restriction $|\lambda| \leq 1$ est garantie par la normalisation de \mathbf{C} . Cette restriction assure la stabilité du modèle, c'est-à-dire la stationarité du processus spatial (voir, par exemple, Griffith [1988], pp. 17–19).

Pour estimer les coefficients du modèle (1) avec la structure du terme d'erreur (2), nous utilisons la méthode du maximum de vraisemblance.¹ La log-vraisemblance à maximiser est

$$\ln L = -\frac{NT}{2} \ln 2\pi + \ln \sigma^2 + \ln |\det(\mathbf{I}_{NT} - \lambda \mathbf{W})| - \frac{1}{2\sigma^2} \mathbf{u}' (\mathbf{I}_{NT} - \lambda \mathbf{W})' (\mathbf{I}_{NT} - \lambda \mathbf{W}) \mathbf{u} \quad (4)$$

où $\mathbf{W} \equiv \mathbf{I}_T \otimes \mathbf{C}$ et $\mathbf{u} \equiv \mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{Z}\boldsymbol{\mu}$ avec $\mathbf{Y} = [y_{11}, \dots, y_{N1}, \dots, y_{NT}]'$, $\mathbf{X} = [\mathbf{x}'_{11}, \dots, \mathbf{x}'_{N1}, \dots, \mathbf{x}'_{NT}]'$, $\mathbf{Z} = \boldsymbol{\nu}_T \otimes \mathbf{I}_N$ et $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \dots, \mu_N]'$. Pour calculer le déterminant de $\mathbf{I}_{NT} - \lambda \mathbf{W}$, nous adaptons la procédure proposée par Ord [1975]. Comme la matrice \mathbf{W} est une matrice bloc, le déterminant dans (4) se réduit à

$$\det(\mathbf{I}_{NT} - \lambda \mathbf{W}) = \det(\mathbf{I}_N - \lambda \mathbf{C})^T = \prod_{i=1}^N (1 - \lambda p_i)^T \quad (5)$$

où les p_i désignent les valeurs propres de \mathbf{C} . L'utilisation de la relation (5) permet de réduire considérablement les calculs numériques lors de l'estimation. En effet, la matrice \mathbf{C} étant exogène, ses valeurs propres peuvent être déterminées avant les procédures numériques.

Modèle avec dépendance spatiale non spécifiée

Dans la sous-section précédente, la prise en compte de la dépendance spatiale se limitait aux informations géographiques. Comme nous l'avons souligné précédemment, la dépendance spatiale peut prendre des formes diverses et complexes telles que des liens culturels, historiques, etc. Dans cette sous-section, nous utilisons le modèle (1) avec dépendance spatiale non spécifiée. C'est-à-dire que nous ne mettons plus de restriction paramétrique a priori sur la dépendance entre les observations comme dans l'équation (2). Ainsi,

¹Les problèmes liés à l'estimation des modèles spatiaux paramétriques sont amplement discutés dans Anselin et Bera [1998] et Azomahou [2000] par exemple.

la structure non spécifiée de ε_{it} tient compte de l'hétéroscédasticité et de la dépendance spatiale, et/ou de la dépendance temporelle de forme non spécifiée. La dépendance temporelle peut être présente dans des séries longues. Il est intéressant de remarquer que la présence de l'hétéroscédasticité peut être prise en compte dans un modèle à coefficients aléatoires comme celui utilisé par Koop et Tole [1999].¹

L'estimation du modèle avec dépendance spatiale non spécifiée peut être effectuée par la méthode de Driscoll et Kraay [1998]. Nous présentons maintenant l'intuition et l'implémentation de cette méthode.

Considérons un modèle de données de panel identifié par un vecteur de taille $R \times 1$ de conditions d'orthogonalité, $E[\mathbf{h}_{it}(\boldsymbol{\beta})] = \mathbf{0}$, avec $K \leq R$, où K est la dimension de $\boldsymbol{\beta}$. En considérant N fixe, l'utilisation de la méthode des moments généralisés (MMG) basée sur l'optique des séries temporelles procède à l'empilement des R conditions d'orthogonalité pour chacune des N observations pour former un vecteur $NR \times 1$ de conditions de moments notées $E[\mathbf{h}_t(\boldsymbol{\beta})] = \mathbf{0}$, avec $\mathbf{h}_t(\boldsymbol{\beta}) = [\mathbf{h}_{1t}(\boldsymbol{\beta})', \dots, \mathbf{h}_{Nt}(\boldsymbol{\beta})']'$. L'estimateur MMG usuel associé à la matrice de poids \mathbf{S}_T est défini par :

$$\tilde{\boldsymbol{\beta}}_T = \arg \min_{\boldsymbol{\beta} \in \Theta} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{h}_t(\boldsymbol{\beta})' \mathbf{S}_T^{-1} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{h}_t(\boldsymbol{\beta}) \quad , \quad (6)$$

où $\mathbf{S}_T \xrightarrow{p.s.} \mathbf{S}_0$, une matrice positive semi-définie, qui peut être estimée par

$$\tilde{\mathbf{S}}_T = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^T E \mathbf{h}_t(\boldsymbol{\beta}) \mathbf{h}_s(\boldsymbol{\beta})' \quad . \quad (7)$$

Plusieurs estimateurs de \mathbf{S}_T ont été proposés dans la littérature dont Newey et West [1987] et Andrews [1991]. Hansen [1982] a montré qu'un estimateur convergent de \mathbf{S}_T est numériquement équivalent à 2π fois l'estimateur de la densité spectrale de $\mathbf{h}_t(\boldsymbol{\beta})$ pour une fréquence nulle.² Cependant, la mise en oeuvre de ces estimateurs se heurte à deux difficultés majeures.

La première est un problème de dimension des paramètres à estimer. En effet, lorsque N devient grand relativement à T , on n'est pas en mesure

¹Plus précisément, Koop et Tole [1999] ont utilisé le modèle $y_{it} = \mathbf{x}_{it}\boldsymbol{\beta}_i + \mu_i + \varepsilon_{it}$, avec $\boldsymbol{\beta}_i = \boldsymbol{\beta} + \mathbf{v}_i$ où le vecteur \mathbf{v}_i suit une certaine distribution.

²Voir également Jeong [1997].

d'estimer empiriquement les $NR(NR + 1)/2$ termes distincts de \mathbf{S}_T à partir des NT observations disponibles de manière à ce que \mathbf{S}_T soit non-singulière.¹ Pour résoudre cette difficulté, on peut imposer des restrictions a priori sur la forme des corrélations spatiales afin de réduire la dimension des paramètres à estimer. La deuxième difficulté vient de l'existence d'un doute, même si ces estimateurs s'avéraient calculables empiriquement, quant à la qualité de leur approximation asymptotique. C'est par exemple le cas lorsque, à échantillon fini, N et T sont de grandeur comparable.²

Au vu de ces difficultés, on recherche un estimateur convergent de \mathbf{S}_T calculable quand bien même N devient très grand relativement à T . On souhaite également que la justification asymptotique de cet estimateur ne se fonde pas sur l'hypothèse que N est constant. Driscoll et Kraay [1998] ont montré qu'un tel estimateur peut être obtenu en modifiant les conditions d'orthogonalité décrites ci-dessus.

Soit $\bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta}) = N^{-1} \sum_{i=1}^N \mathbf{h}_{it}(\boldsymbol{\beta})$ un vecteur de taille $R \times 1$, composé des moyennes des coupes instantanées. Le modèle peut alors être identifié en utilisant la condition de moment $E[\bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta})] = 0$. L'estimateur de MMG de $\boldsymbol{\beta}$ est

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_T = \arg \min_{\boldsymbol{\beta} \in \Theta} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta})' \mathbf{V}_T^{-1} \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta}) . \quad (8)$$

Un estimateur convergent de la matrice de variances, notée \mathbf{V}_T , de l'estimateur MMG est obtenu en posant :

$$\hat{\mathbf{V}}_T = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^T E \left[\bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta}) \bar{\mathbf{h}}_s(\boldsymbol{\beta})' \right] . \quad (9)$$

Le noyau de Bartlett est ensuite utilisé pour lisser la fonction d'auto-corrélation de l'échantillon.

En utilisant (9), les deux problèmes évoqués précédemment concernant \mathbf{S}_T se trouvent de fait résolus. D'une part, comme \mathbf{V}_T est une matrice $R \times R$ ayant $R(R + 1)/2$ termes distincts, la dimension des coupes instantanées ne présente plus de difficulté pour la mise en oeuvre de l'estimateur. D'autre

¹La singularité de \mathbf{S}_T peut être due à des valeurs propres nulles.

²La théorie asymptotique, comme ont remarqué Driscoll et Kraay [1998], énonce que le rapport N/T tend vers zéro pour T suffisamment grand, alors qu'en fait, à échantillon fini, N est supérieur à T .

part, rappelons que $\bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta})$ est construit à partir de moyennes sur N observations. En conséquence, la preuve de la convergence de $\hat{\mathbf{V}}_T$ se fonde en partie sur le fait que $N(T)$ peut être considéré comme une fonction non-décroissante de T .

L'intérêt de cette approche est que, sous certaines conditions de dépendance spatiale et temporelle basées sur les processus mélangeants, l'estimateur de \mathbf{V}_T – notée $\hat{\mathbf{V}}_T$ – sera robuste à l'hétéroscédasticité, à la dépendance spatiale et à la dépendance temporelle lorsque T tend vers l'infini, sans poser de restriction sur le comportement de N .¹ En effet, Driscoll et Kraay [1998] ont montré que si $\mathbf{h}_{it}(\boldsymbol{\beta})$ est un processus mélangeant dans la double dimension individuelle et temporelle de coefficient $r/(r-1)$, $r > 1$, alors $\bar{\mathbf{h}}_t(\boldsymbol{\beta}) = N(T)^{-1} \sum_{i=1}^{N(T)} \mathbf{h}_{it}(\boldsymbol{\beta})$ est aussi un processus mélangeant. De même, si $E[|\mathbf{h}_{it}|^\delta] < \kappa$ pour δ et κ finis, on a également $E[|\bar{\mathbf{h}}_t|^\delta] < \kappa$. Sous ces conditions, un estimateur convergent de \mathbf{V}_T est donné par

$$\hat{\mathbf{V}}_T = \hat{\boldsymbol{\Omega}}_0 + \sum_{j=1}^{m(T)} \omega(j, m(T)) \mathbf{h} \hat{\boldsymbol{\Omega}}_j + \hat{\boldsymbol{\Omega}}_j', \quad (10)$$

où $\omega(j, m(T)) = 1 - j/[m(T) + 1]$ est un noyau de Bartlett, $\hat{\boldsymbol{\Omega}}_j = T^{-1} \sum_{t=j+1}^T \bar{\mathbf{h}}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}) \bar{\mathbf{h}}_{t-j}(\hat{\boldsymbol{\beta}})'$, $\bar{\mathbf{h}}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = N(T)^{-1} \sum_{i=1}^{N(T)} \mathbf{h}_{it}(\hat{\boldsymbol{\beta}})$, et $N(T)$ est une fonction non-décroissante de T . Sans perte de généralité, nous pouvons poser $N(T) = N$. Asymptotiquement, $\sqrt{T}|\hat{\boldsymbol{\beta}}_T - \boldsymbol{\beta}_0|$ est borné en probabilité et $m(T) = O(T^{1/4})$.

Remarquons d'abord que l'estimateur (10) est identique à celui de Newey et West [1987] à la différence qu'il est appliqué à des moyennes de coupes instantanées. Ensuite, les hypothèses de dépendance faites ici englobent une classe générale de dépendance spatiale et temporelle. L'estimateur (10) ne requiert donc pas une spécification particulière de dépendance spatiale du type d'une matrice de contiguïté spatiale comme, par exemple, dans Attfield et alii. [2000]. Enfin, pour les modèles à effets fixes, ces effets doivent être éliminés, par exemple par la transformation "within", avant l'utilisation de la méthode de Driscoll et Kraay [1998].

¹Pour faciliter la lecture de l'étude, nous préférons ne pas décrire ici les détails techniques concernant les processus mélangeants dans la double dimension individuelle et temporelle. Nous invitons le lecteur à se référer à l'article de Driscoll et Kraay [1998].

DONNÉES ET VARIABLES

Notre étude porte sur un échantillon de 85 pays en voie de développement sur la période 1961-1994. Cet échantillon est plus grand que ceux utilisés par Cropper et Griffiths [1994], Shafik [1994] et Koop et Tole [1999]. Les données concernant la surface forestière (mesurée en milliers d’hectares), la densité de la population (nombre d’habitants/hectare) et la population totale (milliers d’habitants) sont extraites de “World Resources 1998-1999 Database” du “World Resources Institute”. Les données sur le PIB réel par tête, mesuré en milliers de dollars US en 1985 et ajusté à un ensemble de prix internationaux, sont extraites de “Penn World Table 5.6” (voir Summers et Heston [1991]). En fait, dans “Penn World Table 5.6”, la série PIB réel par tête n’est disponible que jusqu’en 1992. Par conséquent, les observations manquantes sont complétées en utilisant les séries PIB réel par tête et taux de croissance du PIB par tête dans “Global Development Finance” et “World Development Indicators”.

La variable dépendante représente le taux de déforestation définie par $(F_{it-1} - F_{it}) / F_{it-1}$ où F_{it} désigne la surface forestière du pays i à l’année t (un taux de déforestation négatif signifie une reforestation). Plus précisément, la surface forestière est mesurée comme la somme de la surface naturelle boisée, de la surface implantée et de la surface déjà déboisée devant être reboisée dans un futur proche. Cette définition permet d’éviter les incohérences liées à l’utilisation de définitions plus restrictives. Ces difficultés concernant les données de déforestation sont amplement discutées dans la littérature : le problème de mesure dû à la subjectivité des données fournies par les gouvernements, l’exactitude des estimations lorsque les données officielles ou semi-officielles ne sont pas disponibles, la distinction entre différents types de forêt, etc. (voir, par exemple, Allen et Barnes [1985], et Koop et Tole [1999]).

Les variables explicatives sont le PIB par tête, le taux de croissance du PIB par tête, la densité de la population et le taux de croissance de la population. Par définition, nous obtenons un échantillon total de 2805 observations ($T = 33$). Nous avons ventilé l’échantillon en trois groupes de pays : Afrique (43 pays), Amérique latine (26) et Asie-Océanie (16). Du fait qu’il y a seule-

ment deux pays de l'Océanie (les îles Fidji et la Papouasie-Nouvelle-Guinée), nous les avons regroupés avec les pays asiatiques pour former le groupe Asie-Océanie. Le groupe Amérique latine comprend des pays de l'Amérique du Sud et de l'Amérique centrale, le Mexique inclus. La liste complète des pays est donnée en Annexe.

Insérer Tableau 1 ici

Les statistiques descriptives sont données dans le Tableau 1. Pour l'ensemble des pays, ces statistiques indiquent un taux moyen de déforestation positif ($0,098 \times 10^{-2}$). Les statistiques par groupe de pays sont édifiantes. En effet, le taux de déforestation maximum du groupe Asie-Océanie (0,1788) est inférieur à celui du groupe Afrique (0,2281) et son écart-type (0,0347) est proche de celui du groupe Amérique latine (0,0390). Contrairement au groupe Asie-Océanie, le groupe Amérique latine présente une forte déforestation avec le taux moyen de déforestation le plus élevé de l'échantillon (0,0032). Le groupe Afrique dispose du plus grand nombre de pays et présente un taux moyen de déforestation positif ($0,027 \times 10^{-2}$) relativement faible par rapport à celui de l'ensemble des pays. Des trois groupes, seul le groupe Asie-Océanie présente un taux moyen de déforestation négatif ($-0,064 \times 10^{-2}$). Avec la densité moyenne de population la plus élevée (1,2022), le groupe Asie-Océanie est le seul à contribuer à un reboisement pour l'échantillon concerné.

Le PIB par tête est en moyenne le plus élevé dans le groupe Amérique latine et le plus faible dans le groupe Afrique. Par contre, ce sont les pays du groupe Asie-Océanie qui connaissent le taux de croissance moyen du PIB par tête le plus fort (égal à 0,0272), environ deux fois plus élevé que celui des pays de l'Amérique latine, et plus de trois fois plus grand que celui des pays africains. Remarquons également que le taux de croissance de la population des trois groupes Afrique, Asie-Océanie et Amérique latine est relativement proche (respectivement 0,0264, 0,0262 et 0,0213).

Au regard de la problématique de la déforestation, ces observations suggèrent l'existence de spécificités régionales qu'il convient de prendre en compte dans la modélisation empirique.

RÉSULTATS D'ESTIMATION

Les résultats d'estimation pour l'ensemble des pays et par groupe pour le modèle avec dépendance géographique sont présentés dans le Tableau 2.¹ Ce tableau résume deux types de résultats : les résultats d'estimation utilisant la matrice \mathbf{C} comme décrit dans la Section 2 et ceux obtenus en utilisant \mathbf{C}^2 à la place de \mathbf{C} . Il est important de noter que si \mathbf{C} est une mesure de la dépendance géographique directe entre deux pays, \mathbf{C}^2 prend en compte non seulement la dépendance directe mais aussi la dépendance indirecte entre deux pays, par exemple, par l'intermédiaire d'un troisième. Ce type de dépendance indirecte est connu en théorie des graphes sous le terme d'un arc de longueur 2 (voir Berge [1983]).

Insérer le Tableau 2 ici

Le coefficient de dépendance spatiale λ n'est pas significatif dans le modèle avec \mathbf{C} quelque soit le groupe de pays mais devient fortement significatif pour l'ensemble des pays et les pays du groupe Afrique lorsqu'on utilise \mathbf{C}^2 . Nous faisons un test du rapport de vraisemblance pour comparer les modèles. La statistique du test est $LR = 2(\log L_1 - \log L_0) \sim \chi^2(1)$ où $\log L_0$ et $\log L_1$ sont respectivement la valeur de la log-vraisemblance du modèle contraint (sans dépendance spatiale, $\lambda = 0$) et celle du modèle non contraint ($\lambda \neq 0$ avec \mathbf{C} ou \mathbf{C}^2). Les résultats du test sont résumés dans le Tableau 3.

Insérer le Tableau 3 ici

Le modèle contraint est rejeté contre le modèle non contraint avec \mathbf{C}^2 sur la base d'un test du rapport de vraisemblances pour l'ensemble des pays (la statistique $LR = 17,4$, supérieure à la valeur tabulée du $\chi^2(1)$ au seuil de 5%, 3,84) et pour le groupe Afrique ($LR = 6$). En revanche, le modèle avec \mathbf{C} n'apporte pas d'amélioration significative en terme de vraisemblance par rapport au modèle contraint pour tous les groupes de pays. Ces résultats mettent en évidence l'existence d'une corrélation spatiale géographique d'ordre élevé dans les résidus. Le problème qui se pose est celui du choix de la puissance de la matrice \mathbf{C} . En effet, il n'y a a priori pas de raison de s'arrêter à \mathbf{C}^2 ,

¹Les programmes d'estimation écrits en GAUSS sont disponibles auprès des auteurs. La procédure OPTMUM est utilisée pour la maximisation de la fonction de vraisemblance.

on pourrait très bien utiliser des puissances supérieures. L'utilisation de la méthode d'estimation de Driscoll et Kraay [1998], présentée dans la Section 2, pour obtenir des estimateurs robustes à des structures non spécifiées de dépendance spatiale et temporelle, et d'hétéroscédasticité, nous permet de contourner ce problème.

Les résultats d'estimation par la méthode de Driscoll et Kraay [1998] pour l'ensemble des pays et par groupe sont présentés dans les Tableaux 4. La significativité des variables dans les différentes spécifications est résumée dans le Tableau 5. La spécification P1 correspond à un modèle où les écart-types sont estimés de manière standard.¹ La spécification P2 correspond à un modèle où les écart-types estimés sont robustes à l'hétéroscédasticité et à la dépendance spatiale. La dernière spécification (P3) est un modèle où les écart-types estimés sont robustes à l'hétéroscédasticité et à la dépendance spatiale et temporelle. Dans les estimations et selon Driscoll et Kraay [1998], nous avons utilisé $m(T) = 0$ et $m(T) = 2$, respectivement, pour P2 et P3. Comme les coefficients estimés significatifs au seuil de 10% et 5% sont proches dans les Tableaux 2 et 4, les résultats concernant les effets des variables sur la déforestation se baseront essentiellement sur le Tableau 4.

Insérer les Tableaux 4 et 5 ici

On observe que le revenu par tête n'a pas d'effet significatif sur la déforestation pour les groupes Afrique et Amérique latine, quelle que soit la spécification utilisée (les coefficients du terme linéaire et du terme quadratique de la variable PIB ne sont pas significatifs). En ce qui concerne le groupe Asie-Océanie, le terme linéaire du PIB par tête est significatif au seuil de 5% dans les modèles P2 et P3. Le terme quadratique du PIB n'est significatif qu'au seuil de 10% dans tous les modèles. Pour pouvoir obtenir une courbe environnementale de Kuznets, il faut que le coefficient de PIB soit positif et que le coefficient du terme quadratique associé soit négatif. Or, dans le cas du groupe Asie-Océanie, nous obtenons l'inverse : ces coefficients sont respectivement estimés à $-0,537 \times 10^{-2}$ et $0,049 \times 10^{-2}$.

¹Le modèle P1 est le modèle sans dépendance spatiale (qui est le modèle contraint, avec $\lambda = 0$, utilisé dans le test du rapport de vraisemblance). Ici il est estimé par la méthode des moindres carrés, donnant les mêmes estimateurs que la méthode du maximum de vraisemblance.

Le message principal concernant la relation entre le taux de déforestation et le revenu par tête est qu'il n'apparaît pas de courbe environnementale de Kuznets dans notre échantillon, rejoignant ainsi la conclusion de Koop et Tole [1999]. Cependant, comme le montre la Figure 1 – et contrairement à une courbe de Kuznets – la relation entre le taux de déforestation et le revenu par tête est de forme U pour le groupe Asie-Océanie (Figure 1c), le groupe Amérique latine (Figure 1d) et l'ensemble des pays (Figure 1a). Cette relation reste monotone et croissante pour les pays africains (Figure 1b).

Insérer la Figure 1 ici

Il ressort des résultats que le taux de croissance du revenu par tête n'a pas d'effet significatif sur la déforestation pour le groupe Asie-Océanie. Par contre, pour les pays africains, cet effet devient significatif au seuil de 5% dans la spécification P3. Il l'est aussi pour le groupe Amérique latine dans la spécification P2 (au seuil de 10%) et dans la spécification P3 (au seuil de 5%). Pour l'ensemble de l'échantillon, taux de croissance du PIB par tête a un impact négatif significatif au seuil de 10% sur le taux de déforestation dans les spécifications P2 et P3. Ainsi, les résultats semblent indiquer que le taux de croissance du revenu par tête (ΔPIB) a un effet négatif sur la déforestation. L'effet négatif de ΔPIB déplace la courbe déforestation/PIB par tête vers le bas. Cet effet est plus marqué pour les pays de l'Amérique latine (égal à $-2,231 \times 10^{-2}$).

Nous remarquons également que la densité de la population n'a pas d'effet sur la déforestation pour les groupes Afrique, Amérique latine et pour l'ensemble des pays. En revanche, elle a une influence positive et significative au seuil de 10% pour le groupe Asie-Océanie (seulement dans la spécification P3). Enfin, le taux de croissance de la population n'est pas significatif pour les groupes Afrique et Asie-Océanie dans tous les modèles. Mais il devient significatif au seuil de 10% pour les pays de l'Amérique latine (dans la spécification P1) et pour l'ensemble de l'échantillon (quelle que soit la spécification). Ainsi, la densité et le taux de croissance de la population accélèreraient le processus de déforestation.

Nous utilisons la statistique de Fisher pour tester l'existence des effets fixes ($H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_{N-1} = 0$). La statistique du test est donnée par

$$F = \frac{(SRC_1 - SRC_0) / (N - 1)}{SRC_0 / (NT - N - K)} \stackrel{H_0}{\sim} F_{(N-1, NT-N-K)},$$

où SCR_0 et SCR_1 représentent respectivement la somme des résidus au carré du modèle contraint (sans effets fixes) et celle du modèle de données de panel avec effets fixes. On remarque que les résidus des modèles P1, P2 et P3 sont les mêmes puisque on a les mêmes coefficients estimés. Les résultats du test, présentés dans le Tableau 4, indiquent clairement que l'hypothèse nulle de non-existence des effets fixes est rejetée au seuil de 5% pour l'ensemble des pays et pour tous les groupes de pays.

DISCUSSION

Les conséquences de la déforestation sont bien connues. Comme l'a souligné Preston [1996], il en résulte une érosion du sol, un changement climatique et une menace de disparition des espèces végétales et animales. Par conséquent, l'équilibre de l'écosystème, ainsi que les ressources génétiques utiles à l'homme sont menacés. Or, les causes principales de la déforestation sont identifiées : la conversion des forêts en terre arable pour l'agriculture, les besoins en bois combustible et les exploitations commerciales.¹ Les deux premières causes sont directement liées à la population. Cependant, comme nous l'avons remarqué, l'impact de la démographie sur la déforestation peut être modifié sensiblement par la technologie et la croissance économique. De plus, les politiques démographiques, généralement à long terme, risquent d'être très coûteuses. Bien que les effets du contrôle démographique sur la déforestation soient reconnus, ceux-ci peuvent s'avérer insuffisants.

Comme l'indiquent les résultats d'estimation pour notre échantillon, la relation déforestation/PIB par tête prend une forme en U : la croissance économique ne permet pas de réduire la déforestation dans les pays en voie

¹ Comme nous l'avons évoqué dans la Section 2, il existe d'autres facteurs de déforestation tels que le climat, les catastrophes naturelles, etc. Nous ne disposons pas d'informations sur ces facteurs, et supposons qu'ils sont pris en compte dans les résidus.

de développement. De plus, le taux de croissance du PIB par tête a un effet négatif sur la déforestation. Ceci signifie que les pays ayant un fort taux de croissance du PIB par tête verront leur taux de déforestation s'atténuer. En d'autres termes, toutes choses égales par ailleurs, pour un niveau identique du revenu par tête, un pays ayant un taux de croissance du revenu par tête élevé aura un taux de déforestation plus faible. Comme nous l'avons fait remarquer dans la description des données en Section 3, avec le taux de croissance moyen du PIB par tête le plus élevé (égal à 0,0272), les pays du groupe Asie-Océanie ont le taux moyen de déforestation le plus faible représentant même une reforestation ($-0,064 \times 10^{-2}$). En même temps, les pays des groupes Amérique latine et Afrique ont un taux de croissance moyen du revenu par tête plus faible (respectivement, 0,0140 et 0,0076) et connaissent un taux moyen de déforestation plus fort (respectivement, 0,032 et $0,027 \times 10^{-2}$).

Il faut aussi s'employer à chercher d'autres déterminants de la déforestation. Dans les pays en voie de développement, les forêts sont un bien public et sont donc sujettes à une sur-exploitation. Un problème de défaillance de marché se pose également (l'inexistence des droits de propriétés, la sous-évaluation des ressources forestières), soulignant le rôle que peuvent jouer les institutions nationales et internationales.¹

CONCLUSION

Dans cet article, nous avons étudié la relation entre la déforestation, la croissance économique et la population sur un échantillon de pays en voie de développement. Nous avons spécifié un modèle paramétrique dont le terme d'erreur présente différents types de dépendance spatiale et temporelle et d'hétéroscédasticité. Les principaux résultats sont : (i) aucune courbe environnementale de Kuznets (de forme U inversée) décrivant la relation entre le taux de déforestation et le revenu par tête n'a pu être mise en évidence. À l'inverse, nous obtenons une relation en U ; (ii) le taux de croissance du revenu par tête a un effet négatif sur le taux de déforestation ; (iii) l'effet

¹Un exemple de la sous-évaluation des forêts est celui du Honduras. Avec peu de ressources forestières, ce pays exporte du bois vers les États-Unis qui possèdent de grands forêts (voir Bontems et Rotillon [1998]).

positif de la démographie sur la déforestation paraît confirmé.

On peut imaginer que la méthode d'estimation permettant de tenir compte de la dépendance spatiale et/ou de la dépendance temporelle pourrait s'appliquer à d'autres indicateurs environnementaux tels que la qualité de l'air, la qualité de l'eau, etc. Du fait de leur nature, ces indicateurs peuvent également être considérés dans le cadre des processus de diffusion spatiale.

ANNEXE : LISTE DE PAYS

Afrique (43 pays) : Afrique du Sud, Algérie, Angola, Bénin, Botswana, Burkina Faso, Burundi, Cameroun, Cap-Vert, Centrafrique, Comores, Rép. Dém. du Congo (ex. Zaïre), Congo, Côte d'Ivoire, Éthiopie, Gabon, Gambie, Ghana, Guinée, Guinée-Bissau, Kenya, Madagascar, Malawi, Mali, Maroc, Mauritanie, l'île Maurice, Mozambique, Niger, Nigeria, Ouganda, Rwanda, Sénégal, Seychelles, Sierra Léone, Soudan, Swaziland, Tanzanie, Tchad, Togo, Tunisie, Zambie, Zimbabwe.

Asie-Océanie (16 pays) : Arabie Saoudite, Bangladesh, Chine, les îles Fidji, Inde, Indonésie, Iran, Jordanie, Malaisie, Népal, Pakistan, Papouasie-Nouvelle-Guinée, Philippines, Sri Lanka, Syrie, Thaïlande.

Amérique latine (Amérique du Sud et Amérique centrale, 26 pays) : Argentine, Barbade, Belize, Bermudes, Bolivie, Brésil, Chili, Colombie, Costa Rica, El Salvador, Équateur, Guatemala, Guyana, Haïti, Honduras, Jamaïque, Mexique, Nicaragua, Panama, Paraguay, Pérou, Rép. dominicaine, Surinam, Trinité-et-Tobago, Uruguay, Venezuela.

Références

- Allen J.C. et Barnes D.F. [1985], "The Causes of Deforestation in Developing Countries", *Annals of the Association of American Geographers*, 75, 163–184.
- Andrews D.W.K. [1991], "Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix Estimation", *Econometrica*, 59, 817–858.

- Anselin L. et Bera A. [1998], “Spatial Dependence in Linear Regression Models with an Introduction to Spatial Econometrics”, dans Truchmuche A. (éd.), *Handbook of Applied Economic Statistics*, chapitre 7.
- Attfield C.L.F., Cannon E.S., Demery D. et Duck N.W. [2000], “Economic Growth and Geographic Proximity”, *Economics Letters*, 68, 109–112.
- Azomahou T. [2000], *Spatial Dependence and Panel Data Structure : Application to Estimating the Residential Demand for Water*, Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg.
- Azomahou T. et Nguyen Van P. [2001], “Economic Growth and CO₂ Emissions : A Nonparametric Approach”, CORE Discussion Paper 2001/12, Université catholique de Louvain, Louvain-la-Neuve, et BETA Working Paper 2001-01, Université Louis Pasteur, Strasbourg.
- Banque mondiale [1992], *World Development Report*, Oxford University Press, New York.
- Berge C. [1983], *Graphes*, Gauthier-Villars, Paris.
- Bontems P. et Rotillon G. [1998], *Économie de l’Environnement*, Éditions La Découverte, Paris.
- Cropper M. et Griffiths C. [1994], “The Interaction of Population Growth and Environmental Quality”, *American Economic Review*, 82, 250–254.
- Driscoll J.C. et Kraay A.C. [1998], “Consistent Covariance Matrix Estimation with Spatially Dependent Panel Data”, *Review of Economics and Statistics*, 80, 549–560.
- Ehrlich P.R. et Ehrlich A.H. [1981], *Extinction : the Causes and Consequences of the Disappearance of Species*, Random House, New York.
- FAO [1993], “Forest Ressources Assessment 1990 : Tropical Countries”, Forestry Paper no. 112, Food and Agriculture Organization, Rome.
- Griffith D.A. [1988], *Advanced Spatial Statistics*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
- Grossman G.M. et Krueger A.B. [1993], “Environmental Impacts of a

- North American Free Trade Agreement”, dans Garber P. (éd.), *The U.S.-Mexico Free Trade Agreement*, MIT Press, Cambridge, MA, 165–177.
- Grossman G.M. et Krueger A.B. [1995], “Economic Growth and the Environment”, *Quarterly Journal of Economics*, 60, 353–377.
- Hansen L.P. [1982], “Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators”, *Econometrica*, 50, 1029–1054.
- Holtz-Eakin D. et Selden T.M. [1995], “Stoking the Fires? CO₂ Emissions and Economic Growth”, *Journal of Public Economics*, 57, 85–101.
- Jeong K. [1997], “Prewhitened Kernel Estimators of 2π Times the Spectral Density at Frequency Zero of Nonparametric Regression Errors”, *Journal of Economic Theory and Econometrics*, 3, 107–122.
- Kaufmann R.K., Davidsdottir B., Garnham S. et Pauly P. [1998], “The Determinants of Atmospheric SO₂ Concentrations : Reconsidering the Environmental Kuznets Curve”, *Ecological Economics*, 25, 209–220.
- Koop G. et Tole L. [1999], “Is There an Environmental Kuznets Curve for Deforestation?”, *Journal of Development Economics*, 58, 231–244.
- Malthus T.R. [1798], *An Essay on the Principles of Population*, St. Martin’s Press (Reprint 1966), Macmillan.
- Newey W.K. et West K.D. [1987], “A Simple, Positive Semi-definite, Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent Covariance Matrix”, *Econometrica*, 55, 703–708.
- Ord J. [1975], “Estimation Methods for Models of Spatial Interaction”, *Journal of American Statistical Association*, (70), 120–126.
- Postel S. [1984], “Protecting Forests”, dans Brown L.R. et alii (éd.), *State of the World*, W.W. Norton & Co., New York.
- Preston S.H. [1996], “The Effect of Population Growth on Environmental Quality”, *Population Research and Policy Review*, 15, 95–108.
- Robinson J.A. et Srinivasan T.N. [1997], “Long-Term Consequences of Population Growth : Technological Change, Natural Resources, and the Environment”, dans Rosenzweig M.R. et Stark O. (éds.), *Handbook of Population and Family Economics*, North-Holland, Amsterdam, chapitre 21.

- Schmalensee R., Stoker T.M. et Judson R.A. [1998], “World Carbon Dioxide Emissions : 1950-2050”, *Review of Economics and Statistics*, 80, 15–27.
- Selden T.M. et Song D. [1994], “Environmental Quality and Development : is There a Kuznets Curve for Air Pollution Emissions?”, *Journal of Environmental Economics and Management*, 27, 147–162.
- Shafik N. [1994], “Economic Development and Environmental Quality : An Econometric Analysis”, *Oxford Economic Papers*, 46, 757–773.
- Stern D.I. [1998], “Progress on the Environmental Kuznets Curve?”, *Environmental and Development Economics*, 3, 173–196.
- Summers R. et Heston A. [1991], “The Penn World Table (Mark V) : an Expanded Set of International Comparisons, 1950-1988”, *Quarterly Journal of Economics*, 106, 327–369.
- Suri V. et Chapman D. [1998], “Economic Growth, Trade and Energy : Implication for the Environmental Kuznets Curve”, *Ecological Economics*, 25, 195–208.

Tab. 1: Statistiques descriptives

groupe	variable	déforest. ^(a)	PIB ^(b)	Δ PIB ^(c)	densité ^(d)	Δ pop. ^(e)	#pays
ensemble	moyenne	$0,098 \times 10^{-2}$	2,1162	0,0133	0,6851	0,0248	
	écart-type	0,0279	2,0166	0,0699	1,1399	0,0096	85
	min.	-1,0751	0,2300	-0,4740	0,0089	-0,0842	
	max.	0,2281	13,7660	0,6704	8,9493	0,0642	
Afrique	moyenne	$0,027 \times 10^{-2}$	1,1700	0,0076	0,4694	0,0264	
	écart-type	0,0132	0,9418	0,0758	0,7827	0,0093	43
	min.	-0,1429	0,2300	-0,4740	0,0089	-0,0842	
	max.	0,2281	6,9650	0,6704	5,4384	0,0612	
Asie – Océanie	moyenne	$-0,064 \times 10^{-2}$	2,4334	0,0272	1,2022	0,0262	
	écart-type	0,0347	2,1738	0,0677	1,5750	0,0093	16
	min.	-0,5388	0,4450	-0,2456	0,0202	0,0042	
	max.	0,1788	13,7660	0,4515	8,9493	0,0642	
Amérique latine	moyenne	0,0032	3,4860	0,0140	0,7239	0,0213	
	écart-type	0,0390	2,3470	0,0592	1,2122	0,0094	26
	min.	-1,0751	0,6110	-0,3058	0,0196	-0,0109	
	max.	0,0890	12,6820	0,2736	6,0465	0,0579	

Notes : (a) taux de déforestation ; (b) PIB par tête, mesuré en milliers de dollars US en 1985, ajusté à un ensemble de prix internationaux ; (c) taux de croissance du PIB par tête ; (d) densité de la population (nombre d'habitants par hectare) ; (e) taux de croissance de la population.

Tab. 2: Résultats d'estimation pour les modèles avec dépendance spatiale géographique (les valeurs sont exprimées en 10^{-2})

modèle		C		C ²	
groupe	variable	coef.	écart-type	coef.	écart-type
ensemble	PIB	-0,183	0,192	-0,165	0,163
	PIB ²	0,023	0,014	0,023	0,013
	Δ PIB	-0,840	0,778	-0,720	0,734
	densité	0,110	0,234	0,059	0,230
	Δ pop.	12,738	7,415	12,681	7,412
	λ	-1,056	5,991	-32,227	8,010
Afrique	PIB	0,189	0,224	0,184	0,211
	PIB ²	0,026	0,032	0,026	0,032
	Δ PIB	-0,568	0,501	-0,584	0,443
	densité	-0,070	0,269	-0,105	0,205
	Δ pop.	1,309	2,749	1,512	3,267
	λ	-4,273	6,560	-13,403	5,388
Asie – Océanie	PIB	-0,531	0,370	-0,537	0,363
	PIB ²	0,048	0,025	0,048	0,026
	Δ PIB	-1,052	2,221	-1,163	2,190
	densité	0,322	0,355	0,311	0,357
	Δ pop.	7,863	24,607	6,730	27,166
	λ	3,144	8,486	0,907	11,539
Amérique latine	PIB	-0,131	0,433	-0,115	0,445
	PIB ²	0,016	0,031	0,015	0,031
	Δ PIB	-2,238	2,352	-2,224	2,422
	densité	-0,406	1,045	-0,384	1,037
	Δ pop.	46,048	26,192	47,044	26,698
	λ	-2,709	9,192	7,081	10,227

Notes : la variable dépendante est le taux de déforestation ; les chiffres en gras et en italique correspondent respectivement à la significativité au seuil de 5% et au seuil de 10%.

Tab. 3: Tests du rapport de vraisemblance

groupe	$\log L_0$	$\log L_1 (\mathbf{C})$	$LR(\mathbf{C})$	$\log L_1 (\mathbf{C}^2)$	$LR(\mathbf{C}^2)$
ensemble	6170	6170	0	6178,7	17,4
Afrique	4212,9	4213,1	0,4	4215,9	6
Asie-Océanie	1049,6	1049,6	0	1049,6	0
Amérique latine	1598,7	1598,7	0	1598,9	0,4

Notes : $\log L_0$ est la valeur de la log-vraisemblance du modèle contraint (sans dépendance spatiale, avec $\lambda = 0$) ; $\log L_1$ est la valeur de la log-vraisemblance du modèle avec dépendance spatiale géographique ($\lambda \neq 0$ avec \mathbf{C} ou \mathbf{C}^2) ; LR désigne la valeur de la statistique du test du rapport de vraisemblance ; les chiffres en gras correspondent à la significativité au seuil de 5%.

Tab. 4: Résultats d'estimation pour les modèles avec dépendance spatiale non spécifiée (les valeurs sont exprimées en 10^{-2} , sauf la statistique de Fisher)

modèle		P1	P2	P3	
groupe	variable	coef.	écart-type	écart-type	
ensemble	PIB	-0,182	0,174	0,155	0,167
	PIB ²	0,023	0,013	0,015	0,017
	Δ PIB	-0,842	0,745	0,445	0,449
	densité	0,113	0,224	0,171	0,124
	Δ pop.	12,747	7,432	7,392	7,341
	$F_{(84,2715)}$	2,678			
Afrique	PIB	0,178	0,209	0,314	0,244
	PIB ²	0,027	0,031	0,076	0,066
	Δ PIB	-0,592	0,449	0,426	0,301
	densité	-0,072	0,206	0,222	0,289
	Δ pop.	1,396	4,157	2,085	2,420
	$F_{(42,1371)}$	3,371			
Asie – Océanie	PIB	-0,537	0,364	0,221	0,263
	PIB ²	0,049	0,025	0,025	0,028
	Δ PIB	-1,171	2,194	2,308	2,713
	densité	0,309	0,357	0,250	0,174
	Δ pop.	6,541	26,973	13,594	12,615
	$F_{(15,507)}$	2,896			
Amérique latine	PIB	-0,128	0,428	0,279	0,263
	PIB ²	0,016	0,030	0,017	0,015
	Δ PIB	-2,231	2,261	1,236	1,102
	densité	-0,395	0,992	0,732	0,762
	Δ pop.	46,354	26,016	43,659	40,493
	$F_{(25,827)}$	2,097			

Notes : la variable dépendante est le taux de déforestation ; les chiffres en gras et en italique correspondent respectivement à la significativité au seuil de 5% et au seuil de 10% ; P1 correspond à la spécification du modèle avec des écart-types standards ; P2 correspond à la spécification du modèle avec des écart-types robustes à l'hétéroscedasticité et à la dépendance spatiale ; P3 correspond à la spécification du modèle avec des écart-types robustes à l'hétéroscedasticité et à la dépendance spatiale et temporelle.

Tab. 5: Significativité des variables

groupe	modèle	PIB	PIB ²	Δ PIB	densité	Δ pop.
ensemble	P1	NN	N+	NN	NN	N+
	P2	NN	NN	N-	NN	N+
	P3	NN	NN	N-	NN	N+
Afrique	P1	NN	NN	NN	NN	NN
	P2	NN	NN	NN	NN	NN
	P3	NN	NN	--	NN	NN
Asie –	P1	NN	N+	NN	NN	NN
Océanie	P2	--	N+	NN	NN	NN
	P3	--	N+	NN	N+	NN
Amérique latine	P1	NN	NN	NN	NN	N+
	P2	NN	NN	N–	NN	NN
	P3	NN	NN	--	NN	NN

Notes : N indique un coefficient non-significatif; – indique un coefficient négatif significatif; + indique un coefficient positif significatif; YY (Y=N,+,-) : le premier Y représente la significativité au seuil de 5%, le second Y la significativité au seuil de 10%.

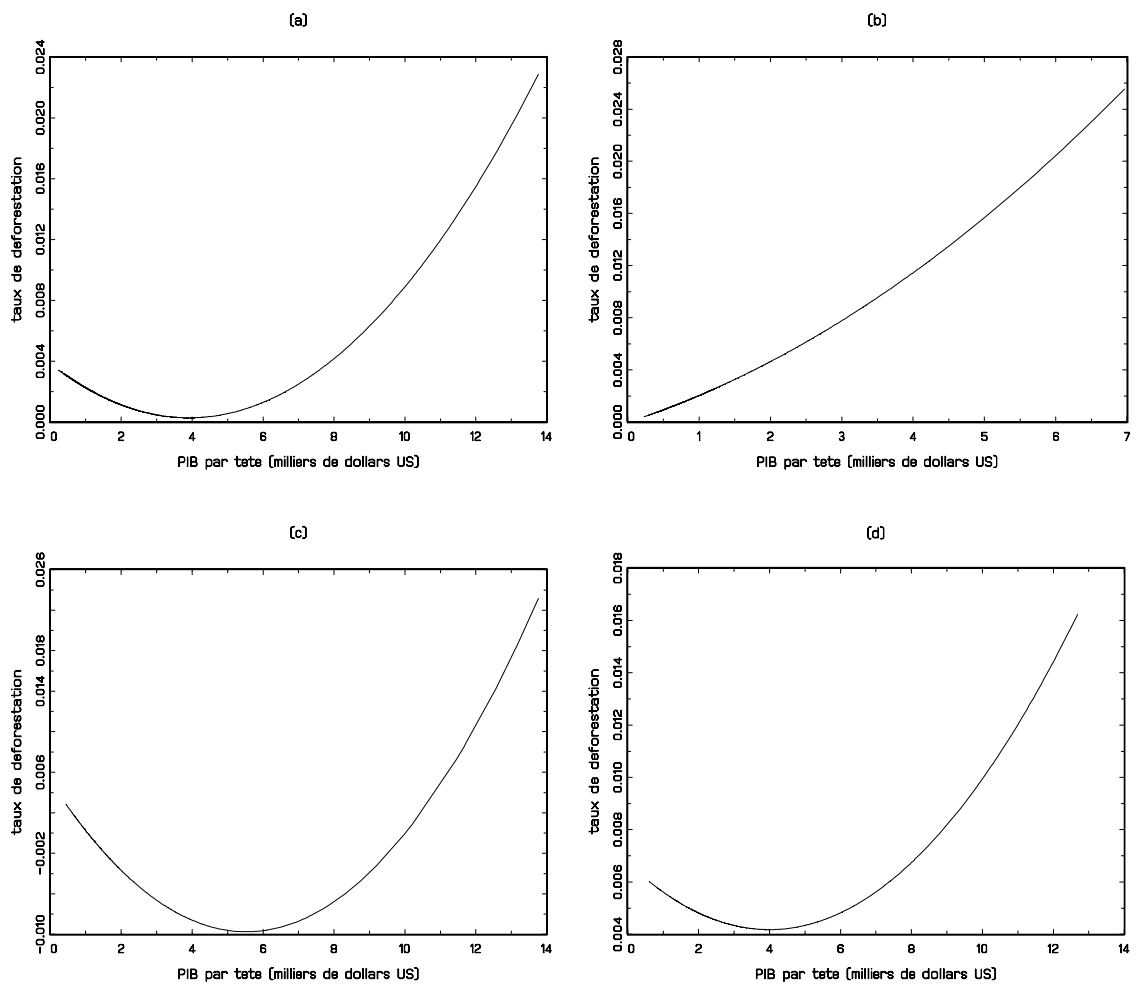


Fig. 1: Relation entre la déforestation et la croissance économique. (a) l'ensemble des pays, (b) Afrique, (c) Asie-Océanie, (d) Amérique latine. La courbe représente la relation estimée entre le taux de déforestation et le PIB par tête, les autres variables sont fixées à leur valeur moyenne.