

Un modèle hétérogène de la croissance économique

par

Patrice Rivard
(7107819)

Mémoire présenté au Département de science économique
de l'Université d'Ottawa
pour l'obtention du diplôme de maîtrise

Directeur du mémoire : Professeur Serge Coulombe

ECO 6999

Ottawa, Ontario
Août 2014

Table des matières

Table des matières	i
Liste des tableaux	ii
Liste des figures	iii
Résumé	1
1 Introduction	2
2 Revue de littérature	4
3 Cadre théorique : Modèle de Solow	8
4 Modèles économétriques	13
4.1 L'approche classique : méthode de panel	13
4.2 L'approche de Vogel	14
4.2.1 Estimateur de la moyenne de groupe (MG)	14
4.2.2 Estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés (MGECC)	16
5 Caractéristiques de l'échantillon et des variables	18
5.1 Données	18
5.2 Propriétés des séries temporelles de panel	19
5.2.1 Test de la dépendance en coupe transversale	19
5.2.2 Tests de racine unitaire	19
5.2.3 Test de cointégration	22
6 Résultats	25
6.1 Résultats de l'approche classique	25
6.1.1 Convergence absolue	25
6.1.2 Convergence conditionnelle	27
6.2 Résultats de l'approche de Vogel	30
6.3 Stabilité des coefficients de la méthode de Vogel	34
6.4 Discussion des résultats	38
7 Conclusion	40
Annexes	42
A Liste des pays	42
Bibliographie	43

Liste des tableaux

1	Test de la dépendance en coupe transversale de Pesaran (2004).	19
2	Test de racine unitaire de Im, Pesaran et Smith (2003).	20
3	Test de racine unitaire de Im, Pesaran et Smith (2003) pour les différences premières.	20
4	Test de racine unitaire de Pesaran (2007).	21
5	Test de racine unitaire pour les différences premières de Pesaran (2007).	22
6	Test de cointégration pour données de panel de Pedroni (1999, 2004).	23
7	Test de cointégration pour données de panel de Westerlund (2007).	24
8	Estimation du taux de croissance pour la période 1975-2010.	26
9	Résultats du test de Wald modifié et du test de Wooldridge.	28
10	Estimation par la méthode de panel à effets fixes.	28
11	Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses de convergence pour la méthode de panel à effets fixes.	29
12	Résultats des estimations pour le modèle MG.	31
13	Résultats des estimations pour le modèle MGECC.	32
14	Résultats des estimations pour le modèle de données de panel à effets fixes.	33
15	Résultats des estimations pour le modèle MG avec des périodes de deux ans.	35
16	Résultats des estimations pour le modèle MG avec des périodes de trois ans.	35
17	Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MG pour des périodes de deux ans.	36
18	Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MG pour des périodes de trois ans.	36
19	Résultats des estimations pour le modèle MGECC avec des périodes de deux ans.	36
20	Résultats des estimations pour le modèle MGECC avec des périodes de trois ans.	37
21	Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MGECC pour des périodes de deux ans.	37
22	Résultats des test de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MGECC pour des périodes de trois ans.	37

Liste des figures

1	La convergence des pays.	25
2	La dispersion du log du PIB per capita de 1975 à 2010.	27

Résumé

L'objectif principal de ce travail est d'effectuer une analyse empirique de la croissance économique d'un échantillon de 64 pays pour une période couvrant les années 1950 à 2010 basée sur le modèle néo-classique de Solow. Pour ce faire, deux approches sont considérées : la première, plus classique, utilise la méthode de panel à effets fixes pour les estimations et la seconde, est l'approche de Vogel (2013). En particulier, la méthodologie relative à cette dernière sera répliquée pour le groupe des 64 pays riches et pauvres reliés à ce travail.

En ce qui concerne l'approche de Vogel (2013), et à la différence de l'approche classique, trois éléments sont considérés dans les modèles : l'hétérogénéité des paramètres, la dépendance en coupe transversale des observations et la non-stationnarité des variables. Afin de tenir compte de ces spécificités, les modèles économétriques utilisés sont respectivement *l'estimateur de la moyenne de groupe* et *l'estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés*.

Les estimations indiquent que la vitesse de convergence dans le cas de l'approche classique varie entre 2% et 4%. Dans le cas de l'approche de Vogel, la vitesse d'ajustement, selon la terminologie de l'auteure, est de l'ordre de 16% à 43% en fonction des modèles. De plus, le taux d'investissement est significatif dans la plupart des modèles et a un impact positif sur la croissance. Finalement, le taux de croissance de la population est aussi une variable généralement significative, mais exerce une influence négative sur la croissance. Les effets de l'investissement et du taux de croissance de la population obtenus dans cette étude coïncident avec ceux qui sont prédits par le modèle de Solow.

1 Introduction

L'étude de la croissance économique n'est certainement pas nouvelle et remonte à aussi loin que les travaux d'Adam Smith (1776) avec son œuvre phare *Recherches sur la nature et les causes de la richesse des nations*. Dans notre monde moderne, la notion de croissance économique est maintenant reliée à celle de la variation de la quantité de biens et de services produits par une nation ou un pays durant une période de temps donnée. Cette quantité est généralement mesurée par le *produit intérieur brut* divisé par le nombre de travailleurs¹, ce qu'on appelle communément le *PIB per capita*.

L'intérêt pour la croissance économique au cours des dernières années peut s'expliquer essentiellement par son importance pour le niveau de vie de la population d'une nation. La croissance économique est ce qui permet, entre autres choses, à une nation de s'enrichir et de hausser son niveau de vie. Les différences importantes de niveau de vie observées entre les pays riches et les plus pauvres amènent à se demander s'il est possible pour ces derniers de rattraper le niveau de vie des pays plus riches (Romer (2012)). Finalement, l'étude de la croissance économique est également fondamentale afin d'obtenir une meilleure compréhension de son évolution au fil du temps, ainsi qu'à savoir si elle se stabilise, s'accélère ou cesse complètement, comme le mentionnent Abel *et al.* (2012).

C'est avec les travaux de Solow (1956) que les assises d'une théorie solide de la croissance économique ont été posées. Le modèle de Solow² utilise la forme néo-classique de la fonction de production, c'est-à-dire que l'on suppose un rendement d'échelle constant, un taux de rendement décroissant et une élasticité de substitution positive entre les intrants (Barro et Sala-i-Martin (2004)). Pour ces derniers, on retrouve essentiellement le stock de capital et la main d'œuvre. La fonction de production fait également intervenir le progrès technologique, qui est vu comme un facteur exogène. Le modèle montre aussi qu'à long terme l'économie converge vers un *état stationnaire* ou encore vers un *sentier de croissance équilibré* (Romer (2012)). Il s'agit d'un état dont chaque variable du modèle croît à un taux constant. La vitesse à laquelle une économie s'approche de son état stationnaire est appelée *vitesse de convergence* (Barro et Sala-i-Martin (2004)).

L'une des particularités du modèle de Solow est de considérer comme capital le *capital physique*. Mankiw, Romer et Weil (1992) établirent une version généralisée du modèle de Solow dans lequel ils ajoutèrent un autre type de capital, le *capital humain*. D'ailleurs, dans certains des modèles utilisant le capital humain, ce dernier n'est pas à rendement décroissant, contrairement au stock de capital physique³. Une mesure du capital humain souvent utilisée est le nombre d'années de scolarité moyen atteint par la population ou encore, en distinguant celui pour les hommes et celui pour les femmes (Barro et Sala-i-Martin (2004), Coulombe et Tremblay (2001)).

Les modèles empiriques basés sur le modèle de Solow font souvent intervenir des déterminants de l'équilibre stationnaire, par exemple le taux de fertilité, des mesures de règle de droit ou encore,

1. On utilise souvent comme approximation du nombre de travailleurs la population totale du pays.

2. On appelle également ce dernier le modèle de Solow–Swan. En effet, ce modèle a été développé simultanément par Robert Solow (1956) et par T. W. Swan (1956) (Romer (2012)).

3. On peut trouver plus de détails sur ces modèles dans l'ouvrage de Barro et Sala-i-Martin (2004), de même que dans celui de Romer (2012).

celles concernant les échanges entre les pays⁴. Ces variables peuvent être vues comme une approximation ou une caractérisation de la valeur de l'état stationnaire. Elles permettent de contrôler pour les différences dans la technologie et les états stationnaires entre les pays. Cette approche est souvent référée dans la littérature comme étant des *régressions à la Barro*, en référence aux travaux de Barro (1991), qui a été le précurseur de cette méthode (Caselli, Esquivel et Lefort (1996)).

Une conclusion importante du modèle de Solow, en supposant que les pays ont le même état stationnaire, est que les pays plus pauvres ont un taux de croissance plus élevé que les pays plus riches. C'est ce que l'on nomme la *convergence absolue*. Ainsi, dans ce cas, la seule différence qui distingue les pays concerne leur niveau de PIB per capita initial ou leur stock de capital initial (Sala-i-Martin (1996)). Cela signifie que les pays les plus pauvres finissent par rattraper, à long terme, les pays les plus riches, en vertu de leur croissance économique. Cependant, en permettant aux états stationnaires de différer entre les pays, on obtient plutôt que le taux de croissance sera plus élevé pour les pays se trouvant à une distance supérieure de leur état stationnaire. Dans ce cas, on parlera plutôt de *convergence conditionnelle*. La convergence est conditionnelle selon que l'on garde constantes certaines des variables caractérisant l'état stationnaire des pays (Sala-i-Martin (1996)). Dans la littérature, les deux types de convergence présentés précédemment sont regroupés sous la dénomination de β -convergence. Les différences entre les niveaux de vie des pays s'expliquent par la différence de leur état stationnaire et les facteurs déterminant les états stationnaires. Dans le cas du modèle de Solow ceux-ci sont respectivement le taux d'investissement, le taux de croissance de la population et la fonction de production.

Avec l'accumulation de données durant une période de temps plus grande, de nombreuses études empiriques ont porté sur la validation de la convergence absolue ou conditionnelle. Ces travaux tendent à montrer que c'est la convergence conditionnelle qui est valide (Mankiw, Romer et Weil (1992), Sala-i-Martin (1996), Barro et Sala-i-Martin (1992)). D'autres ont porté plutôt sur la valeur de la vitesse de convergence des pays vers leur état stationnaire. Le présent travail s'inscrit dans la lignée des travaux empiriques portant sur la vitesse de convergence. En particulier, deux approches distinctes seront utilisées : une approche classique et une approche basée sur les travaux de Vogel (2013). Dans le premier cas, les estimations sont basées sur la méthode de panel à effets fixes. En ce qui a trait à la seconde approche, des techniques et méthodes économétriques modernes de séries temporelles de panel sont considérées. Nous verrons ainsi si les résultats diffèrent substantiellement ou non selon les approches et de ce qui a été obtenu dans la littérature.

Le reste de ce travail est divisé comme suit. La section 2 présente une revue de littérature de la théorie de la croissance économique et l'évolution des méthodes utilisées au fil des années. La section 3 introduit le modèle néo-classique de Solow, qui constitue le cadre théorique de cette étude. Quant à la section 4, le détail concernant les modèles économétriques est exposé : la méthode de panel à effets fixes, reliée à l'approche classique et ceux de l'estimateur de la moyenne de groupe ainsi que l'estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés reliés à l'approche de Vogel (2013). Les différentes caractéristiques des données de l'échantillon de pays et les tests réalisés seront exposés à la section 5. La section 6 contient les résultats des estimations des modèles, ainsi qu'une discussion portant sur leur analyse. Finalement, la section 7 conclura ce travail en soulevant les éléments les plus importants de l'étude.

4. On peut consulter Durlauf, Johnson et Temple (2005) qui font, entre autres, le recensement de la littérature concernant les variables utilisées dans les régressions.

2 Revue de littérature

Les travaux empiriques portant sur la croissance économique sont vastes et nombreux. Puisque la littérature sur ce sujet est abondante, nous allons dans ce qui suit plutôt nous restreindre sur les méthodes et techniques économétriques qui ont été utilisées par les chercheurs et qui s'inspirèrent du modèle de Solow pour analyser la croissance économique.

L'une des premières méthodes utilisée afin de vérifier la concordance du modèle de Solow avec des données empiriques est celle présentée dans les travaux de Mankiw, Romer et Weil (1992). En utilisant un échantillon de 98 pays et des données allant de 1960 à 1985, ils démontrèrent que l'hypothèse de convergence conditionnelle était satisfaite et que la vitesse de convergence était d'environ 2% pour ces pays. Pour ce faire, ils regroupèrent les pays en une unique coupe transversale pour l'ensemble de la période considérée et utilisèrent la méthode des moindres carrés ordinaires pour estimer leur modèle. Barro (1991) exploita une méthode similaire appliquée à un échantillon de 98 pays pour les années 1960-1985 et obtint une vitesse de convergence dans le voisinage de 2%. Il en va de même pour les travaux de Barro et Sala-i-Martin (1992). Cette méthode fut également utilisée par Sala-i-Martin (1996) pour un échantillon de 110 pays et pour les années 1960 à 1990. Dans ce cas, la vitesse de convergence était approximativement de 1%. Une analyse de la convergence a aussi été réalisée dans le contexte des états américains. À partir d'un échantillon de 48 états, couvrant la période de 1963-1986, Barro et Sala-i-Martin (1992) montrèrent que dans ce cas la vitesse de convergence était d'environ 2%.

Ainsi que le mentionne Eberhardt et Teal (2011), la principale critique de la méthode précédente est que l'omission des effets individuels non-observés des pays entraîne un problème d'endogénéité. Par conséquent, les coefficients estimés risquent fort d'être biaisés. Afin de remédier à ce problème, Islam (1995) proposa d'adopter plutôt une approche utilisant les données de panel (ou longitudinales). Plus précisément, il s'agit du modèle dynamique de données de panel à effets fixes. Le terme *dynamique* fait référence ici à la présence de la variable dépendante retardée dans le modèle et le terme *effets fixes* est la méthode d'estimation dans laquelle l'on suppose que les effets individuels non-observés sont corrélés avec les variables explicatives. Ces derniers sont estimés en utilisant des variables binaires pour chacune des observations. Cette méthode est appelée *la méthode des moindres carrés à variables indicatrices*⁵. Ainsi, à l'aide de cette méthode, il obtint une vitesse de convergence allant de 4% à 11%, selon l'échantillon de pays considérés et le modèle. Islam (1995) montra que le biais vers le bas occasionné par l'omission des effets non-observés, qui provient de la méthode qui regroupe en une seule coupe transversale les observations, explique pourquoi on obtient une vitesse de convergence estimée supérieure grâce à sa méthode. Mentionnons également que cette dernière fut adoptée dans l'essentiel par d'autres chercheurs. Par exemple, cette méthode a été appliquée aux provinces canadiennes pour la période 1961-1991 dans les travaux de Coulombe et Lee (1995). Pour cet échantillon, ils obtinrent une vitesse de convergence entre 1% et 3%. On trouve aussi une utilisation de cette méthode dans les travaux de Coulombe (2000) qui s'intéressa à la vitesse de convergence des provinces canadiennes durant la période 1950 et 1996. Il obtint pour celles-ci un taux de convergence d'environ 5%.

5. En anglais, *Least Squares Dummy Variables, LSDV*.

Le modèle dynamique de données de panel à effets fixes comporte aussi certaines lacunes. Comme le signalent Durlauf, Johnson et Temple (2005), Nickell (1981) montra que l'estimateur obtenu dans ce cas pouvait être sérieusement biaisé lorsque T est petit et même lorsque N tend vers l'infini. Ce biais est appelé communément le *biais de Nickell*⁶. Il s'agit essentiellement d'un biais d'endogénéité, ayant comme origine la corrélation entre la variable dépendante retardée et le terme d'erreur. L'utilisation d'un T suffisant grand permet la réduction de ce biais (il tendra éventuellement vers zéro lorsque $T \rightarrow \infty$) et ainsi, la convergence des estimateurs (Eberhardt et Teal (2011)). Aussi, puisque certains modèles néo-classiques font intervenir le capital humain, et que ce dernier est souvent approximé en utilisant le nombre d'années de scolarité, un problème d'erreur de mesure a également été constaté dans les données concernant l'éducation⁷, entraînant du même coup de l'endogénéité et un biais notable dans les estimateurs des modèles de croissance économique. Cela est évoqué, entre autres, par Coulombe et Tremblay (2006).

À la suite de ces problèmes, les techniques faisant intervenir des variables instrumentales sont devenues fort utilisées afin de corriger les biais occasionnés. C'est pourquoi on vit apparaître l'adoption de la méthode des moindres carrés à deux étapes et à trois étapes⁸. On trouve ces méthodes dans l'ouvrage de Barro et Sala-i-Martin (2004), ainsi que les travaux de Coulombe et Tremblay (2006). Dans le premier cas, les auteurs obtinrent des vitesses de convergence allant de 2% à 3%, selon les sous-échantillons tirés d'un ensemble de 112 pays de 1960 à 2000⁹. Dans le second cas, pour un échantillon de 14 pays faisant partie de l'Organisation de Coopération et de Développement Économiques (OCDE) durant la période de temps s'échelonnant de 1965 à 1995, on observe une vitesse de convergence d'approximativement 5%.

Une seconde méthode permettant de corriger les biais d'endogénéité et de variables omises est la *méthode des moments généralisés* (MMG) de Arellano et Bond (1991) qui fut privilégiée dans l'étude de Caselli, Esquivel et Lefort (1996) et qui est une variante des méthodes de données de panel. Comme l'évoquent Eberhardt et Teal (2011), il s'agit d'une technique qui utilise les différences premières, ce qui permet d'éliminer les effets individuels non-observés, et donc le problème de variables omises et elle utilise également des variables retardées comme variables instrumentales, ce qui règle le problème d'endogénéité associée à la variable dépendante retardée. Cette méthode a également l'avantage de diminuer le biais occasionné par des erreurs de mesure (Durlauf, Johnson et Temple (2005)). Caselli, Esquivel et Lefort (1996) appliquèrent la méthode MMG dans le contexte de la croissance économique sur un échantillon de 97 pays de 1960 à 1985. Ils déterminèrent que la vitesse de convergence était d'approximativement 10% dans ce cas.

La méthode des moments généralisés n'est pas exempte de critiques. Selon Durlauf, Johnson et Temple (2005), la première d'entre-elles est que les instruments utilisés, c'est-à-dire les variables retardées, sont de faibles instruments dans les modèles dynamiques de panel (Blundell et Bond (1998)). Ils ajoutent même que l'utilisation de mauvais instruments peut entraîner un biais considérable dans les coefficients estimés. La seconde critique formulée contre le modèle MMG que

6. Appelé aussi parfois *biais de Hurwicz* (1950).

7. Certaines bases de données ont été construites par des chercheurs au fil des années. Par exemple, les différentes versions élaborées par Barro et Lee (1993, 1996, 2001, 2013). Pour une discussion relative aux problèmes des bases de données, voir De la Fuente et Doménech (2000, 2006) et Cohen et Soto (2007)

8. En anglais *two stages least squares* (2sls) et *three stages least squares* (3sls) respectivement.

9. Voir Tableau 12.3, p. 522.

signalent les auteurs Durlauf, Johnson et Temple (2005) concerne l'homogénéité des paramètres présents dans les équations. En effet, dans les modèles précédents, l'hypothèse que les coefficients à estimer soit le même pour toutes les observations était généralement admise. Cependant, si les paramètres sont plutôt hétérogènes parmi les observations, alors, comme le mentionnent Lee, Pesaran et Smith (1997), Pesaran et Smith (1995) ont montré qu'il n'existait pas d'estimateur convergent de variables instrumentales. Par conséquent, imposer l'homogénéité des paramètres sans que cela soit vérifié pour les observations peut engendrer un biais notable dans les estimateurs (Pesaran et Smith (1995) et Lee, Pesaran et Smith (1997)). Dans le cas où les observations sont des pays, l'hypothèse de l'hétérogénéité apparaît comme raisonnable, étant données que leurs caractéristiques peuvent différer substantiellement.

Les économétriciens sont maintenant confrontés à des échantillons où N et T sont assez larges, coïncidant avec la disponibilité de données de plus en plus abondantes et s'étalant sur une période de temps plus longue (Pesaran et Smith (1995)). Eberhardt et Teal (2011) mentionnent que cette considération, en plus de celle de l'hétérogénéité des paramètres, vit l'apparition de nouvelles méthodes d'estimation combinant les propriétés des séries temporelles et de panel. Les auteurs affirment même qu'étant donnée la part importante des séries temporelles, des préoccupations concernant la non-stationnarité de certaines variables¹⁰ sont également présentes. Pesaran et Smith (1995) élaborèrent une méthode afin de prendre en compte à la fois l'hétérogénéité des coefficients et la non-stationnarité des variables. Leur méthode est maintenant nommée l'*estimateur de la moyenne de groupe* et consiste essentiellement à estimer séparément les séries temporelles pour chacune des observations de l'échantillon et à prendre la moyenne des coefficients estimés par la suite (Vogel (2013)). Les auteurs ont d'ailleurs montré qu'il s'agissait d'un estimateur convergent sous certaines hypothèses. En particulier, il doit exister une relation de cointégration entre les variables et on suppose également l'indépendance des observations en coupe transversale¹¹, c'est-à-dire l'absence d'effets communs corrélés.

Lee, Pesaran et Smith (1997) ont appliqué cette méthode dans le cas du modèle sur la croissance économique de pays. À partir d'un échantillon de 102 pays pour la période 1960 à 1989, ils obtinrent, lorsque l'hypothèse d'homogénéité est relâchée, un taux de convergence de l'ordre de 30%. L'utilisation de l'estimateur de la moyenne de groupe fut également exploitée par Vogel (2013), mais pour des régions européennes. Dans ce cas la vitesse de convergence ou, comme l'auteure la nomma, la vitesse d'ajustement, allait de 22% à 36%. L'indépendance en coupe transversale des observations est une hypothèse assez forte qui risque de ne pas être vraie dans le cas où les observations de l'échantillon sont des pays. En effet, les pays peuvent avoir en commun des facteurs qui risquent d'être corrélés avec certaines variables explicatives du modèle. Citons, par exemple le choc pétrolier des années 1970 ou encore, plus près de nous, la crise financière de 2007–2008. Ceci amena Pesaran (2006) à élaborer un modèle permettant d'en tenir compte. Il s'agit de l'*estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés*. En utilisant ce dernier, Vogel (2013) montra que les régions européennes de son échantillon avaient une vitesse de convergence, ou selon la terminologie proposée par l'auteure, une vitesse d'ajustement, de l'ordre de 29% à 39%.

Il existe d'autres méthodes économétriques basées les propriétés des séries temporelles des observa-

10. Des variables non-stationnaires, c'est-à-dire intégrées d'ordre un peuvent occasionner des régressions fallacieuses. Voir Engle et Granger (1987). On peut consulter Baltagi (2013) dans le cas des données de panel.

11. En anglais, *cross-section independence*.

tions sont la *méthode des moindres carrés entièrement modifiée* (MCOEM) et *méthode des moindres carrés dynamique* (MCOD)¹² qui permettent d'estimer des relations à long terme de variables cointégrées pour des données de panel (Kao et Chiang (2001), Phillips et Moon (1999) et Baltagi (2013)). Herzer et Nunnenkamp (2012) expliquent que l'idée derrière les estimateurs MCOEM et MCOEM est de tenir compte de la possible corrélation sérielle et de l'endogénéité des régresseurs. Les auteurs mentionnent également que les deux méthodes se distinguent par la façon dont on corrige le biais d'endogénéité. Dans le premier cas, on utilise une méthode de correction non-paramétrique et dans le second cas, il s'agit d'une méthode augmentée de correction paramétrique (en ajoutant des variables retardées, par exemple). Ces deux méthodes offrent l'avantage de donner des estimateurs qui ont la propriété d'être *super-convergent*, c'est-à-dire qu'ils convergent vers la vraie valeur à un taux T . De plus, les estimateurs sont non-biaisés, même dans le cas où les régresseurs sont endogènes et sont également robustes lorsque des variables ne faisant pas partie de la relation de cointégration sont omises (Herzer et Nunnenkamp (2012) et Pedroni (2007)). De plus, Herzer et Nunnenkamp (2012) allèguent que l'inconvénient des méthodes MCOEM et MCOEM est que celles-ci supposent l'indépendance en coupe transversale des observations. Ainsi, d'après les auteurs, si cette hypothèse n'est pas satisfaite, les estimateurs risquent d'être biaisés.

La méthode MCOEM a été utilisée par Barossi-Filho, Silva et Diniz (2005) pour analyser empiriquement le modèle de Solow et en particulier la relation à long terme entre le revenu per capita, le taux de croissance de la population et le taux d'investissement. Ils obtinrent dans ce cas une vitesse de convergence de 7% pour un échantillon de 93 pays pour la période 1960 à 1995. Mentionnons également que les auteurs firent l'hypothèse de l'homogénéité des paramètres. Il est à noter que Pedroni (2001a, 2001b) a montré que l'hétérogénéité des paramètres pouvait être admise en utilisant la moyenne de groupe et les méthodes MCOEM et MCOEM.

Pour conclure, Eberhardt et Teal (2011) ont mentionné que depuis l'oeuvre initiatrice de Mankiw, Romer et Weil (1992), les études empiriques concernant la croissance économique ont ignoré certaines propriétés importantes de l'économétrie des séries temporelles de panel modernes telles que l'hétérogénéité des paramètres, la dépendance en coupe transversale des observations et la non-stationnarité des variables. En s'inspirant de la littérature précédente et, en particulier, des travaux de Vogel (2013), l'objectif spécifique de ce travail est de déterminer la vitesse de convergence (ou d'ajustement) d'un échantillon de pays en tenant compte de ces caractéristiques et des méthodes adéquates pour la modéliser. La vitesse de convergence ainsi obtenue sera comparée à celle provenant de méthodes plus classiques, en particulier la méthode de panel avec effets fixes utilisée, entre autres, par Islam (1995).

12. En anglais les méthodes sont appelées respectivement *Fully Modified Least Squares* (FMOLS) et *Dynamic Least Squares* (DOLS).

3 Cadre théorique : Modèle de Solow

Dans ce qui suit, nous étudierons le modèle théorique qui servira de fondement pour l'analyse de la croissance économique des pays considérés dans cette étude. Il s'agit du modèle de Solow. Pour ce faire, nous suivrons, dans l'essentiel, la présentation du modèle fait par Vogel (2013) et que l'on peut trouver également dans Mankiw, Romer et Weil (1992) ainsi que Islam (1995). Cependant, notre présentation se distingue de celles qui précèdent par l'ajout explicite de calculs et de détails.

Afin de faire l'analyse de la croissance économique des pays, cette étude utilisera le *modèle de Solow* comme fondement théorique. Ce modèle néo-classique utilise une fonction de production à rendement d'échelle constant et qui possède un taux de rendement décroissant pour chaque input. Au temps t , cette fonction est notée par $Y(t) = F(K(t), L(t) \cdot A(t))$, où Y est la quantité d'output produite, K est le capital, L est la main d'oeuvre et A , la technologie. Nous supposons que la main d'oeuvre et la technologie croissent à des taux constants et exogènes, représentés respectivement par n et g . Dans ce qui suit, si X est une variable quelconque, nous utiliserons la notation suivante : $\dot{X} := dX/dt$. Les hypothèses faites sur la main d'oeuvre et la technologie se traduisent par les équations suivantes :

$$\frac{\dot{L}}{L} = n \quad \text{et} \quad \frac{\dot{A}}{A} = g. \quad (1)$$

Il est possible de résoudre les deux équations différentielles d'ordre un à variables séparables précédentes. Nous ferons le détail des calculs pour la variable L , la même méthode s'appliquant pour la variable A . Il suit que

$$\begin{aligned} \frac{\dot{L}}{L} &= n \\ \frac{dL}{dt} &= L \cdot n \\ \frac{dL}{L} &= n dt \\ \int \frac{dL}{L} &= \int n dt \\ \ln |L| &= nt + C \iff L(t) = c_1 e^{nt}, \end{aligned}$$

où C, c_1 sont des constantes quelconques. Puisque $L(0) = c_1$, on obtient alors comme expression pour la main d'oeuvre L en fonction de t que $L(t) = L(0) e^{nt}$. De même, on obtient pour la technologie $A(t) = A(0) e^{gt}$.

Soit s le taux d'épargne, supposé constant et exogène. Nous supposerons également que l'économie est fermée. Cela entraîne que le taux d'épargne est identique au taux d'investissement. Soit $\delta > 0$ le taux de dépréciation du capital. Alors, la dynamique du stock de capital évoluera selon l'équation différentielle donnée par

$$\dot{K}(t) = sY(t) - \delta K(t). \quad (2)$$

La fonction de Cobb–Douglas sera utilisée en tant que fonction de production :

$$Y(t) = K(t)^\alpha (A(t) \cdot L(t))^{1-\alpha}, \quad 0 < \alpha < 1. \quad (3)$$

Il est possible d'écrire l'équation (2) et l'équation (3) en termes d'unité efficace de main d'oeuvre, c'est-à-dire en divisant les variables par $A(t) \cdot L(t)$. Ces variables seront notées par $\hat{\cdot}$. La fonction de production devient alors

$$\hat{y} = \hat{k}^\alpha. \quad (4)$$

et l'équation reliée à la dynamique du stock de capital s'exprime alors comme

$$\dot{\hat{k}} = s\hat{k}^\alpha - (n + g + \delta)\hat{k}. \quad (5)$$

L'état stationnaire ou le sentier de croissance équilibrée dans le modèle de Solow est défini comme étant la situation dans laquelle le taux de croissance des variables est constant (ou égal à 0). On peut donc déterminer l'état stationnaire de \hat{k} , noté \hat{k}^* , en résolvant l'équation $\dot{\hat{k}} = 0$ dans l'équation (5). Ainsi, on a que

$$\hat{k}^* = \left(\frac{s}{n + g + \delta} \right)^{\frac{1}{1-\alpha}}.$$

En se servant de (4), il suit que

$$\hat{y}^* = \left(\frac{s}{n + g + \delta} \right)^{\frac{\alpha}{1-\alpha}}. \quad (6)$$

Remarquons qu'à l'état stationnaire, les variables Y et K croissent au taux de $n + g$. On peut le montrer pour la variable Y . À l'état stationnaire, on a que $\dot{\hat{y}} = 0$. En effet, cela découle de l'équation (4) et de $\dot{\hat{k}} = 0$. De manière équivalente, on a que

$$\frac{d(Y/AL)}{dt} = 0.$$

En utilisant la règle de dérivation en chaîne appliquée à la dernière égalité, on a

$$\begin{aligned} \frac{\dot{Y}AL}{A^2L^2} - \frac{Y\dot{A}L}{A^2L^2} - \frac{YAL\dot{L}}{A^2L^2} &= 0 \\ \frac{\dot{Y}}{AL} - \frac{Y}{AL} \frac{\dot{A}}{A} - \frac{Y}{AL} \frac{\dot{L}}{L} &= 0. \end{aligned}$$

Par les hypothèses données en (1), on obtient que

$$\frac{\dot{Y}}{Y} = n + g.$$

De façon similaire, on déduit la même chose pour K .

Nous avons exprimé en (6) l'état stationnaire en fonction de la variable \hat{y}^* . Il est possible de faire la même chose pour la variable y , exprimée en termes de per capita seulement, c'est-à-dire que $y(t) = Y(t)/L(t)$. Nous avons d'abord la relation suivante :

$$\log y(t) = \log A(0) + gt + \log \hat{y}(t).$$

Cette dernière découle du fait que $\hat{y}(t) = Y(t)/A(t) \cdot L(t)$, ce qui est équivalent à $A(t)\hat{y}(t) = y(t)$, ainsi que $A(t) = A(0)e^{gt}$ et en prenant le log. Par (6), il suit qu'à l'état stationnaire, on obtient

$$\log y^*(t) = \log A(0) + gt + \frac{\alpha}{1-\alpha} \log s - \frac{\alpha}{1-\alpha} \log(n+g+\delta). \quad (7)$$

Si on divise l'équation (5) par k , on a

$$\frac{\dot{\hat{k}}}{\hat{k}} = s\hat{k}^{\alpha-1} - (n+g+\delta). \quad (8)$$

En utilisant le théorème de Taylor¹³ appliqué à la fonction exponentielle approximée au voisinage de l'état stationnaire \hat{k}^* et l'identité $x^\alpha = \exp(\alpha \log x)$, on a que

$$\begin{aligned} \hat{k}^{\alpha-1} &= \exp(-(1-\alpha) \log k) \\ &\approx \exp(-(1-\alpha) \log \hat{k}^*) + \exp(-(1-\alpha) \log \hat{k}^*) (-(1-\alpha) \log \hat{k} + (1-\alpha) \log \hat{k}^*). \end{aligned}$$

On obtient l'approximation suivante de (8)

$$\frac{\dot{\hat{k}}}{\hat{k}} \approx se^{-(1-\alpha) \log \hat{k}^*} \left[1 - (1-\alpha) \log \left(\frac{\hat{k}}{\hat{k}^*} \right) \right] - (n+g+\delta).$$

Puisqu'à l'état stationnaire $\dot{\hat{k}} = 0$, on a

$$se^{-(1-\alpha) \log \hat{k}^*} = (n+g+\delta).$$

Finalement, en utilisant les deux équations précédentes, on obtient

$$\frac{\dot{\hat{k}}}{\hat{k}} \approx -\beta \log \left(\frac{\hat{k}}{\hat{k}^*} \right),$$

où $\beta = (1-\alpha)(n+g+\delta)$ est appelé le *taux de convergence* ou *vitesse de convergence*. Puisque la fonction de production est de type Cobb–Douglas, on a

$$\log \left(\frac{\hat{y}}{\hat{y}^*} \right) = \alpha \log \left(\frac{\hat{k}}{\hat{k}^*} \right).$$

En utilisant ce qui précède, on obtient l'approximation fondamentale suivante

$$\frac{\dot{\hat{y}}}{\hat{y}} \approx -\beta \log \left(\frac{\hat{y}}{\hat{y}^*} \right) = \beta (\log \hat{y}^* - \log \hat{y}). \quad (9)$$

13. Le théorème indique que, sous certaines hypothèses, une fonction f peut être approximée par un polynôme pour tout x dans le voisinage d'un point a . (Voir Rudin (1976) pour de plus amples détails.) Cette approximation est donnée par

$$f(x) = f(a) + f^{(1)}(x-a) + \frac{f^{(2)}(x-a)^2}{2!} + \dots$$

L'équation (9) montre qu'au temps t , le taux de croissance est proportionnel à la distance entre $\log \hat{y}(t)$ et $\log \hat{y}^*$, où ce dernier est la valeur de son état stationnaire. Ainsi, plus $\log \hat{y}(t)$ se trouve éloigné de son état stationnaire, plus le taux de croissance sera grand. Lorsque t évolue et que $\log \hat{y}(t)$ s'approche de $\log \hat{y}^*$, alors le taux de croissance diminue jusqu'à atteindre la valeur 0 à l'état stationnaire. β exprime alors la vitesse à laquelle on s'approche de $\log \hat{y}^*$, dans le cas où $\log \hat{y}(t)$ se trouve dans le voisinage de son état stationnaire $\log \hat{y}^*$.

Lorsqu'on étudie la croissance économique d'un groupe tel qu'un ensemble de pays, une question naturelle est de se demander s'ils possèdent le même état stationnaire. Si les pays sont similaires au niveau de leur structure, c'est-à-dire s'ils ont une même fonction de production et les mêmes valeurs pour n , s et δ , alors on peut s'attendre à ce qu'ils aient le même état stationnaire. De plus, puisque

$$\frac{\partial(\dot{\hat{k}}/\hat{k})}{\partial \hat{k}} < 0,$$

alors on observe également que de petites valeurs de \hat{k} sont associées à des valeurs élevées du taux de croissance $\dot{\hat{k}}/\hat{k}$.

En émettant l'hypothèse que les pays possèdent le même état stationnaire, alors les pays les plus pauvres auront un taux de croissance plus élevé que les pays plus riches. On parlera alors de *convergence absolue*. Cette notion est aussi intimement reliée à celle de σ -convergence. Dans ce dernier cas, on s'intéresse à la dispersion du PIB per capita au fil des années. La dispersion est souvent mesurée par l'écart-type de cette variable pour chaque période de temps considérée. Lorsque la dispersion diminue dans le temps, autrement dit lorsque les pays plus pauvres finissent par rattraper les pays plus riches, on dit qu'il y a σ -convergence (Barro et Sala-i-Martin (2004)). Remarquons que la convergence absolue est une condition nécessaire à la convergence σ , mais non pas une condition suffisante (Sala-i-Martin (1996)).

Si l'on suppose plutôt que les pays possèdent des états stationnaires différents, on parlera de *convergence conditionnelle*. Dans ce cas, le taux de croissance d'un pays est conditionnel à la distance entre la valeur initiale de revenu et la valeur de l'état stationnaire. Plus l'économie d'un pays se trouve éloigné de son état stationnaire, plus grande sera son taux de croissance (Sala-i-Martin (1996), Barro et Sala-i-Martin (2004)). Plusieurs travaux empiriques ont d'ailleurs examiné la question à savoir laquelle des deux types de convergence tenait. Ceci a été initié, entre autres, par les travaux de Mankiw, Romer et Weil (1992), ainsi que ceux de Barro et Sala-i-Martin (1992). Les travaux de ces chercheurs démontrèrent qu'empiriquement la convergence conditionnelle tenait pour leur échantillon de pays considérés¹⁴.

Nous allons maintenant trouver une expression concrète pour $\log \hat{y}(t)$. Nous ferons le détail des calculs, ce qui permet, à notre avis, d'illustrer la provenance des identités utilisées dans ce travail. Pour ce faire, nous résolverons l'équation différentielle d'ordre un donnée en (9) par la méthode à

14. Pour de plus amples détails on peut consulter la section 2.

variables séparables. Il suit donc que

$$\begin{aligned}\frac{d\hat{y}}{dt} &= \beta \hat{y}(\log \hat{y}^* - \log \hat{y}) \\ \frac{d\hat{y}}{\hat{y}(\log \hat{y}^* - \log \hat{y})} &= \beta dt \\ \int \frac{d\hat{y}}{\hat{y}(\log \hat{y}^* - \log \hat{y})} &= \int \beta dt.\end{aligned}$$

Posons $u := \log \hat{y}^* - \log \hat{y}$. Ceci implique que $du = -d\hat{y}/\hat{y}$. Ainsi, on obtient

$$\begin{aligned}\int \frac{du}{u} &= -\beta t + C \\ \ln |u| &= -\beta t + C \\ u &= k_1 e^{-\beta t}.\end{aligned}$$

En utilisant le changement de variables, on a

$$\log \hat{y}(t) = k e^{-\beta t} + \log \hat{y}^* \quad (10)$$

et on trouve alors comme solution

$$\log \hat{y}(t) = e^{-\beta t} \log \hat{y}(0) + (1 - e^{-\beta t}) \log \hat{y}^*. \quad (11)$$

Notons également que l'équation (11) sert de modèle de base pour estimer la croissance économique.

L'équation (11) nous permet de calculer le temps nécessaire à $\log \hat{y}(t)$ pour que la distance entre le revenu initial $\log \hat{y}(0)$ et l'état stationnaire $\log \hat{y}^*$ soit réduite de moitié. C'est ce que l'on nomme la *demi-vie de convergence* (Romer (2012)). Cela se traduit par l'équation suivante

$$\log \hat{y}(t) - \log \hat{y}^* = \frac{1}{2}(\log \hat{y}(0) - \log \hat{y}^*).$$

En substituant (11) dans ce qui précède, on obtient alors

$$\begin{aligned}e^{-\beta t} \log \hat{y}(0) + (1 - e^{-\beta t}) \log \hat{y}^* - \log \hat{y}^* &= \frac{1}{2}(\log \hat{y}(0) - \log \hat{y}^*) \\ e^{-\beta t}(\log \hat{y}(0) - \log \hat{y}^*) &= \frac{1}{2}(\log \hat{y}(0) - \log \hat{y}^*).\end{aligned}$$

La dernière équation entraîne que $e^{\beta t} = 2$, ce qui est équivalent à $t = \ln 2 / \beta$.

4 Modèles économétriques

Dans cette section nous introduirons d'abord le modèle économétrique relié à une approche plus classique de la croissance économique. Par la suite, nous exposerons en détails l'approche de Vogel (2013) qui utilise des modèles économétriques de séries temporelles de données de panel modernes pour réaliser les estimations.

4.1 L'approche classique : méthode de panel

Nous allons d'abord trouver l'équivalent des équations obtenues à la section 3 en termes de y , c'est-à-dire le PIB per capita. En utilisant (10), il suit que

$$\log y(t) = ke^{-\beta t} + \log y^*(t).$$

Il est donc maintenant possible d'exprimer le taux de croissance du revenu per capita entre deux périodes dans le temps, disons t et $t - \tau$, par

$$\log y(t) - \log y(t - \tau) = -(1 - e^{-\beta\tau}) \log y(t - \tau) - e^{-\beta\tau} \log y^*(t - \tau) + \log y^*(t). \quad (12)$$

En se servant de (7) et de (12), on obtient l'équation (8) de Vogel (2013) :

$$\begin{aligned} \log y(t) - \log y(t - \tau) = & -(1 - e^{-\beta\tau}) \log y(t - \tau) + (1 - e^{-\beta\tau}) \frac{\alpha}{1 - \alpha} \log s - (1 - e^{-\beta\tau}) \times \\ & \frac{\alpha}{1 - \alpha} \log(n + g + \delta) + (1 - e^{-\beta\tau}) \log A(0) + g(t - e^{-\beta\tau}(t - \tau)). \end{aligned} \quad (13)$$

L'équation (13) servira de base pour l'approche classique qui sera étudiée dans cette section. En utilisant le théorème de Taylor appliqué à la fonction exponentielle dans le voisinage de 0, il suit que

$$-(1 - e^{-\beta\tau}) \approx -\beta\tau. \quad (14)$$

Vu que nous allons considérer la croissance économique d'un ensemble de pays, nous allons récrire l'équation (13) de la manière suivante, en introduisant les indices i et t et en utilisant (14). Remarquons que la notation utilisée dans l'équation qui suit est similaire à l'équation (9) de Vogel (2013).

$$\frac{1}{\tau} (\log y_{it} - \log y_{i,t-\tau}) = -\beta \log y_{i,t-\tau} + \theta_1 \log s_{it} + \theta_2 \log(n_{it} + g + \delta) + \mu_i + \eta_t + v_{it}, \quad (15)$$

où $i = 1, \dots, N$ et $t = 1, \dots, T$. Dans ce cas, μ_i représente les effets hétérogènes non-observés des pays qui sont fixes dans le temps. Ce dernier terme permet de capter tout ce qui caractérise chacun des pays. η_t représente plutôt les effets non-observés qui sont communs à chaque pays et qui varient dans le temps.

Mentionnons que Islam (1995) fut l'un des premiers à suggérer d'utiliser les méthodes d'estimation de données de panel pour étudier la croissance de pays¹⁵. La méthode d'estimation qui sera utilisée

15. On peut consulter la section 2 pour une rétrospective des travaux empiriques et l'importance de ceux de Islam (1995).

pour l'équation (15) est la méthode de panel avec effets fixes. Rappelons que dans ce cas, les effets individuels non-observés μ_i sont supposés corrélés avec les variables explicatives et approximés en utilisant une variable binaire pour chacune des observations¹⁶.

4.2 L'approche de Vogel

Les modèles présentés en (13) et en (15) sous-entendent une importante hypothèse quant à la vitesse de convergence des pays. En effet, on suppose que la vitesse de convergence est homogène, c'est-à-dire identique pour chacun des pays et représentée par le paramètre β . Selon Eberhardt et Teal (2011), Brock et Durlauf (2001, p. 236) le mentionnent :

« ... l'hypothèse de l'homogénéité des paramètres semble particulièrement inappropriée lorsqu'on doit étudier des objets hétérogènes aussi complexes que des pays ... ».

Les travaux de Lee, Pesaran et Smith (1997) ont d'ailleurs montré que le fait d'ignorer l'hétérogénéité de la croissance économique des pays pouvait amener à des résultats trompeurs et biaisés. Pesaran et Smith (1995) ont également montré qu'ignorer l'hétérogénéité dans les modèles dynamiques conduit à l'obtention d'estimateurs non-convergeurs et que le biais peut être considérable.

Vogel (2013) tint compte de l'hétérogénéité dans son étude de la croissance économique de régions européennes en introduisant dans le modèle des paramètres hétérogènes en se basant sur l'équation (15) afin d'obtenir ce qui suit :

$$\log y_{it} = \gamma_i \log y_{i,t-1} + \theta_{1i} \log s_{it} + \theta_{2i} \log(n_{it} + g + \delta) + \mu_i + \eta_t + v_{it}. \quad (16)$$

où $\gamma_i := e^{-\beta_i \tau}$. Il s'agit de l'équation (10) donnée dans les travaux de Vogel (2013). Ainsi, pour chaque pays, le taux d'investissement et le taux de la croissance de la population pourront avoir des effets variant selon les pays. Il en va de même pour la vitesse de convergence β_i . La notion de vitesse de convergence est maintenant plus générale, car nous laissons tomber l'hypothèse d'une vitesse homogène β pour tous les pays. Le modèle est par conséquent très général et très flexible. Le taux de croissance de la technologie g , ainsi que le taux de dépréciation du capital δ , sont supposés les mêmes pour les pays.

4.2.1 Estimateur de la moyenne de groupe (MG)

La première méthode que Vogel (2013) utilisa pour estimer les modèles s'appliquant à la relation à long terme entre des variables et contenant des paramètres hétérogènes est tirée des travaux de Pesaran et Smith (1995), appelée l'*estimateur de la moyenne de groupe* (MG). Afin d'illustrer la méthode nous allons reprendre l'exemple que l'on trouve dans Eberhardt et Teal (2009). Supposons que l'on doit estimer le modèle suivant :

$$y_{it} = a_i + b_i x_{it} + e_{it}. \quad (17)$$

Alors l'estimateur de la moyenne de groupe, noté \hat{b}_{MG} , est donné par $\hat{b}_{MG} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{b}_i$, où \hat{b}_i est l'estimateur de chacune des observations (des pays, dans le cas qui nous occupe).

16. D'excellents exposés sur cette méthode se trouvent dans Greene (2012) et Wooldridge (2010).

Comme Vogel (2013) l'indique, l'estimateur de la moyenne de groupe est calculé essentiellement en deux étapes : la première est d'estimer séparément le modèle pour chacune des observations (dans le cas présent, des pays) et la seconde, de calculer la moyenne des coefficients estimés sur l'ensemble des pays. Notons que l'estimateur de la moyenne de groupe peut s'appliquer aux modèles dynamiques, c'est-à-dire aux modèles dans lesquels on retrouve la variable dépendante retardée en tant que variable explicative (Pesaran et Smith (1995)).

Afin d'appliquer l'estimateur de la moyenne de groupe, plusieurs hypothèses doivent être satisfaites pour que l'estimateur soit convergent. Ces hypothèses sont mentionnées dans Vogel (2013) et Pesaran et Smith (1995). D'abord, N et T doivent être suffisamment grands. Ensuite, l'estimateur de la moyenne de groupe peut être appliqué dans deux cas différents, selon les propriétés des variables. Le premier cas est celui dans lequel les régresseurs sont tous stationnaires ($I(0)$). Le second cas est celui où la variable dépendante et les variables indépendantes sont intégrées d'ordre un ($I(1)$) et cointégrées. On suppose que les régresseurs (autre que la variable dépendante retardée, s'il y a lieu) sont strictement exogènes dans les deux cas. L'hypothèse d'exogénéité stricte implique que l'on assume l'indépendance des observations en coupe transversale (absence de facteurs communs non-observés corrélés)¹⁷.

Vogel (2013) appliqua l'estimateur de la moyenne de groupe sur l'équation suivante, qui est similaire à l'équation (11) de son travail :

$$\begin{aligned} \log y_{it} = & \gamma_{1i} \log y_{i,t-1} + \dots + \gamma_{pi} \log y_{i,t-p} + \theta_{1i}^0 \log s_{it} + \dots + \theta_{1i}^p \log s_{i,t-p} \\ & + \theta_{2i}^0 \log(n_{it} + g + \delta) + \dots + \theta_{2i}^p \log(n_{i,t-p} + g + \delta) + \mu_i + v_{it}. \end{aligned} \quad (18)$$

Les variables retardées permettent de capter l'effet des cycles économiques. Vogel (2013) utilise donc le *modèle autorégressif à retards échelonnés* d'ordre p . Dans ce travail et comme dans celui de Vogel (2013), nous allons fixer $p = 3$, c'est-à-dire que nous allons considérer un modèle autorégressif à retards échelonnés d'ordre trois.

Puisque le modèle donné en (18) est plus général que celui donné en (15), Vogel (2013) suggéra la terminologie de *vitesse d'ajustement* plutôt que celle de vitesse de convergence. Dans ce travail, nous adopterons également ce terme. À partir de l'équation (18), Vogel (2013) détermina que la vitesse d'ajustement de chaque pays est donnée par $\beta_i = -\log(\gamma_{1i} + \dots + \gamma_{pi})$ ¹⁸.

Étant donnée que l'hypothèse d'indépendance en coupe transversale des observations est une hypothèse assez forte et risque d'être fautive dans le cas des pays et afin de contrôler pour les effets de temps communs non-observés corrélés¹⁹ η_t présents dans l'équation (16), Vogel (2013) transforma les variables en soustrayant la moyenne en coupe transversale pour chaque période de temps t . Il est alors possible d'utiliser l'estimateur MG pour estimer l'équation donnée en (16). Remarquons que dans ce modèle les effets de temps sont homogènes pour les pays. Par exemple,

17. Selon Pesaran (2006) et Kapetanios, Pesaran et Yamagata (2011), l'hypothèse d'indépendance en coupe transversale du terme d'erreur est fondamentale pour assurer la convergence des estimateurs obtenus par la méthode de la moyenne de groupe

18. Pour plus de détails concernant l'effet à long terme des variables pour ce type de modèle, on peut consulter Hamilton (1994) et en particulier les chapitres 1 et 2.

19. Dans le cas de paramètres homogènes, ceci est équivalent à introduire des variables binaires pour chacune des années et seulement une approximation dans le cas des paramètres hétérogènes (Vogel (2013) et Bond, Leblebicioğlu et Schiantarelli (2010)).

dans le cas du revenu $\log y_{it}$, nous noterons cette nouvelle variable par $\log \tilde{y}_{it}$, qui est définie par $\log \tilde{y}_{it} := \log y_{it} - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \log y_{kt}$.

On dira dans ce cas que la variable a été « démoynnée »²⁰. Les autres variables démoynnées concernant le taux d'investissement et le taux de croissance de la population sont définies de la même manière.

Finalement, en utilisant les différences premières et la notation précédente, Vogel (2013) établit les estimations sur l'équation qui suit, équivalente à l'équation (12) de son étude :

$$\begin{aligned} \Delta \log \tilde{y}_{it} = & (\gamma_{1i} - 1) \Delta \log \tilde{y}_{i,t-1} + (\gamma_{1i} + \gamma_{2i} - 1) \Delta \log \tilde{y}_{i,t-2} + \dots + \left(\sum_{j=1}^p \gamma_{ji} - 1 \right) \log \tilde{y}_{i,t-p} \quad (19) \\ & + \theta_{1i}^0 \Delta \log \tilde{s}_{it} + (\theta_{1i}^0 + \theta_{1i}^1) \Delta \log \tilde{s}_{i,t-1} + \dots + \sum_{j=0}^p \theta_{1i}^j \log \tilde{s}_{i,t-p} + \theta_{2i}^0 \Delta \log(\tilde{n}_{it} + g + \delta) \\ & + (\theta_{2i}^0 + \theta_{2i}^1) \Delta \log(\tilde{n}_{i,t-1} + g + \delta) + \dots + \sum_{j=0}^p \theta_{2i}^j \log(\tilde{n}_{i,t-p} + g + \delta) + \tilde{\mu}_i + \tilde{v}_{it}. \end{aligned}$$

La reparamétrisation de Vogel (2013) permet d'obtenir facilement β_i , qui est donné par le coefficient du terme $\log \tilde{y}_{i,t-p}$.

4.2.2 Estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés (MGECC)

L'utilisation de l'estimateur MG suppose l'indépendance en coupe transversale des observations, c'est-à-dire qu'il n'existe pas de facteurs communs non-observés corrélés entre les pays. Durlauf, Johnson et Temple (2005) mentionnent que selon De Long et Summers (1991), ne pas tenir compte de cette dépendance peut faire en sorte que les paramètres estimés soient biaisés et amener le calcul incorrect des écart-types. En effet dans le cas où les facteurs communs non-observés, que nous avons notés par η_t , sont exclus du modèle (mais présents dans le terme d'erreur), peuvent être corrélés avec les variables explicatives du modèle, entraînant du même coup un problème d'endogénéité. Dans le contexte de possibles chocs communs aux pays, causés par exemple par des crises économiques, l'hypothèse d'une possible dépendance entre les pays pour une même période de temps est naturelle et fort probable.

Afin de tenir compte à la fois de l'hétérogénéité des paramètres et de la dépendance en coupe transversale des observations, Vogel (2013) utilisa le travail de Pesaran (2006) qui proposa un nouvel estimateur, basé sur celui de l'estimateur de la moyenne de groupe MG, et appelé *estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés* (MGECC)²¹. Comme indiqué par Vogel (2013), Pesaran (2006) approxima les effets communs corrélés en utilisant les moyennes en coupe transversale respectives de la variable dépendante et des variables indépendantes²². Notons que les travaux

20. De l'anglais *demeaned*.

21. En anglais l'estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés est noté CCEMG pour *Common Correlated Effects Mean Group estimator*.

22. On trouve dans les travaux de Eberhardt et Teal (2009) une explication intuitive du fait que cette augmentation permet de modéliser les effets communs non-observés.

de Pesaran (2006) concernèrent d’abord les modèles non-dynamiques, c’est-à-dire des modèles dans lesquels on ne retrouve pas comme variable explicative la variable dépendante retardée. Cependant, Chudik et Pesaran (2013a) démontrèrent que l’on peut appliquer l’estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés même dans le cas des modèles dynamiques²³. C’est cet estimateur que Vogel (2013) utilisa dans son travail.

En suivant Eberhardt et Teal (2009), supposons que l’on souhaite estimer le modèle donné en (17) par MGECC. Alors le modèle augmenté sera de la forme

$$y_{it} = a_i + b_i x_{it} + c_i \bar{y}_t + d_i \bar{x}_t + e_{it},$$

où $\bar{y}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_{it}$ et $\bar{x}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{it}$ et l’estimateur de la moyenne de groupe qui tient compte de la dépendance en coupe transversale, noté \hat{b}_{MGECC} est $\hat{b}_{MGECC} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{b}_i$.

Ainsi que le mentionne Vogel (2013), l’estimateur MGECC est convergent lorsque N et T sont suffisamment larges et dans le cas où les effets communs non-observés corrélés sont $I(1)$ ou $I(0)$, avec une variable dépendante et des variables indépendantes $I(1)$ et cointégrées. Par conséquent, l’estimateur est convergent lorsque le terme d’erreur est stationnaire (Kapetanios, Pesaran et Yamagata (2011))²⁴.

Afin d’estimer la dépendance entre les données en coupe transversale, Vogel (2013) employa la méthode de Pesaran (2006) afin de tenir compte des effets non-observés communs corrélés et les estimations sont basées sur l’équation qui suit, correspondant à l’équation (14) de ses travaux :

$$\begin{aligned} \Delta \log y_{it} = & (\gamma_{1i} - 1) \Delta \log y_{i,t-1} + (\gamma_{1i} + \gamma_{2i} - 1) \Delta \log y_{i,t-2} + \dots + \left(\sum_{j=1}^p \gamma_{ji} - 1 \right) \log y_{i,t-p} \quad (20) \\ & + \theta_{1i}^0 \Delta \log s_{it} + (\theta_{1i}^0 + \theta_{1i}^1) \Delta \log s_{i,t-1} + \dots + \sum_{j=0}^p \theta_{1i}^j \log s_{i,t-p} + \theta_{2i}^0 \Delta \log(n_{it} + g + \delta) \\ & + (\theta_{2i}^0 + \theta_{2i}^1) \Delta \log(n_{i,t-1} + g + \delta) + \dots + \sum_{j=0}^p \theta_{2i}^j \log(n_{i,t-p} + g + \delta) + \mu_i + \phi_i \eta_t + v_{it}. \end{aligned}$$

Il s’agit donc du modèle autorégressif à retards échelonnés d’ordre p reparamétrisé que Vogel (2013) présenta dans son étude et dans lequel la dépendance en coupe transversale ou encore, les effets communs corrélés, sont représentés par le terme $\phi_i \eta_t$. Le coefficient ϕ_i permet de considérer l’hétérogénéité pour chacun des pays. Finalement, en suivant Vogel (2013), l’estimateur MGECC sera utilisé pour estimer l’équation (20) dans ce travail.

23. On peut consulter également Chudik et Pesaran (2013b).

24. Comme Vogel (2013) le signale, Pesaran (2006) a plutôt montré que l’estimateur MGECC est convergent lorsque N et T sont suffisamment larges, que les régresseurs sont stationnaires et que les effets communs non-observés sont aussi supposés stationnaires.

5 Caractéristiques de l'échantillon et des variables

Dans cette section nous allons présenter les caractéristiques de l'échantillon de pays sur lequel ce travail empirique a été réalisé. Nous allons également donner les résultats des tests concernant les propriétés temporelles spécifiques des variables qui sont nécessaires pour l'application des techniques économétriques comme l'estimateur de la moyenne de groupe et l'estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés. Il s'agit, pour la plupart, des mêmes tests que Vogel (2013) réalise dans son étude sur la croissance économique de certaines régions européennes.

5.1 Données

Nous avons utilisé les données du *Penn World Table*²⁵ version 7.1 qui regroupe des informations sur un ensemble de 189 pays pour les années 1950-2010. En particulier nous avons utilisé le PIB per capita, calculé en parité des pouvoirs d'achat et exprimé en prix constant de 2005. Dans ce qui suit, il sera noté par y_{it} . Nous avons également considéré le taux d'investissement du PIB per capita calculé en parité des pouvoirs d'achat et exprimé en prix constant de 2005, que nous avons noté s_{it} . Finalement, nous nous sommes servi de la variable population, exprimée en milliers d'habitants²⁶ pour calculer le taux de croissance de la population, que nous noterons par n_{it} . Cette dernière variable servira d'approximation pour le taux de croissance du nombre de travailleurs (main d'oeuvre) utilisé dans le modèle de Solow.

Afin de constituer notre échantillon nous avons adopté une méthode similaire à celle de Pedroni (2007). Nous avons d'abord réalisé un test de racine unitaire pour les variables $\log y_{it}$, $\log s_{it}$ et $\log(n_{it} + g + \delta)$ ²⁷ pour chacun des 189 pays et éliminé les pays dont les variables n'étaient pas $I(1)$. Pour ce faire nous avons utilisé le test de racine unitaire de Phillips–Perron²⁸ (Phillips et Perron (1988)), qui est une alternative au test augmenté de Dickey–Fuller (ADF). Le test de Phillips–Perron permet, entre autres, de tenir compte de la corrélation sérielle potentielle des séries (Hamilton (1994)). De ce premier test préliminaire, il reste 171 pays.

Puisqu'une des conditions pour utiliser les estimateurs MG et MGECC est la cointégration des variables, nous avons, pour chaque pays, utilisé le test de Engle–Granger²⁹ (Engle et Granger (1987)) afin de déterminer ceux pour lesquels il y avait une relation de cointégration entre les variables. Nous avons sélectionné les pays de telle sorte que ceux dont l'hypothèse nulle H_0 , pas de cointégration, était rejetée à environ 10% de significativité. De ce second test préliminaire, l'échantillon s'est retrouvé avec 64 pays. La liste des pays faisant partie de l'échantillon final est disponible à l'Annexe A.

La constitution de cet échantillon permet de s'intéresser à la relation à long terme entre le taux de croissance du PIB, le taux d'investissement et le taux de croissance de la population. De plus, la relation de cointégration existant entre ces variables montre, en particulier, qu'un choc permanent

25. Alan Heston, Robert Summers and Bettina Aten, Penn World Table Version 7.1, Center for International Comparisons of Production, Income and Prices at the University of Pennsylvania, July 2012.

26. Les trois variables sont respectivement notées *rgdpl*, *ki* et *pop* dans Penn World Table version 7.1.

27. Notons que nous avons pris 0.05 comme valeur de $g + \delta$, comme dans le travail de Vogel (2013).

28. Nous avons utilisé la routine *PPERRON* du logiciel Stata (StataCorp (2013a)).

29. Nous avons utilisé la routine *EGRANGER* du logiciel Stata (Schaffer (2010)).

du taux d’investissement ou de celui de la population, occasionne un changement permanent dans celui du taux de croissance du PIB. Remarquons que ces effets sont prédits par le modèle de Solow.

5.2 Propriétés des séries temporelles de panel

Dans cette partie, nous allons réaliser essentiellement trois tests pour les séries temporelles de panel : test de la dépendance en coupe transversale, tests de racine unitaire et tests de cointégration. Rappelons que la plupart des tests effectués dans cette section sont inspirés de ceux réalisés par Vogel (2013). De plus, puisque nous utilisons un modèle autorégressif à retards échelonnés d’ordre trois dans ce travail, nous incluons un retard de maximum trois pour les tests qui suivent, lorsqu’il y a lieu.

5.2.1 Test de la dépendance en coupe transversale

Pour tester la dépendance en coupe transversale de chaque variable, nous allons utiliser le test de Pesaran (2004)³⁰. Le Tableau 1 présente les résultats obtenus pour chaque cas. L’hypothèse nulle H_0 est qu’il y a indépendance en coupe transversale. La statistique CD de Pesaran est basée sur la moyenne des coefficients de corrélation entre les différents pays pris deux-à-deux pour chaque période de temps³¹. Sous l’hypothèse nulle, cette statistique est asymptotiquement distribuée selon une normale standard $N(0,1)$. La moyenne des coefficients est indiquée par Moy. ρ et celle de la valeur absolue des coefficients de corrélation par Moy. $|\rho|$.

Le Tableau 1 indique clairement qu’il y a forte présence de dépendance en coupe transversale pour les pays de l’échantillon considéré. Cela vient donc justifier l’utilisation des estimateurs MGECC dans l’étude de la croissance économique des pays.

Tableau 1: Test de la dépendance en coupe transversale de Pesaran (2004).

	$\log y_{it}$	$\log s_{it}$	$\log(n_{it} + g + \delta)$	$\Delta \log y_{it}$	$\Delta \log s_{it}$	$\Delta \log(n_{it} + g + \delta)$
CD-test	106.99	14.24	41.46	12.74	8.06	3.06
p -valeur	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.002
Moy. ρ	0.377	0.048	0.153	0.048	0.031	0.012
Moy. $ \rho $	0.599	0.298	0.362	0.147	0.142	0.147

5.2.2 Tests de racine unitaire

Nous allons effectuer des tests de racine unitaire pour les données de panel dans ce qui suit. Rappelons que les tests de racine unitaire individuels sont reconnus pour leur *faible puissance* (Cochrane (1991)) spécialement dans le cas de petites valeurs de T . En général, les tests de racine unitaire utilisés ont comme hypothèse nulle H_0 que la variable testée possède une racine unitaire. La faible puissance du test signifie qu’on est souvent dans l’impossibilité de rejeter l’hypothèse nulle et on conclut incorrectement que la variable possède une racine unitaire. Les tests de racine unitaire de

30. Nous avons utilisé le logiciel Stata afin d’exécuter la routine XTCD écrite par Markus Eberhardt (De Hoyos et Sarafidis (2006), Eberhardt (2011a)).

31. Ce test peut être basé également sur les coefficients de corrélation des résidus obtenus par MCO (De Hoyos et Sarafidis (2006)).

données panel présentent l’avantage d’être plus puissants et de remédier ainsi à ce problème (Baltagi et Kao (2000)).

Il existe deux types de tests de racine unitaire pour les données de panel³². La première catégorie est appelée *tests de racine unitaire de première génération* et les tests faisant partie de cette catégorie sont basées sur l’hypothèse d’indépendance en coupe transversale des observations. Le test de racine unitaire que nous allons effectuer est celui de Im, Pesaran et Smith (2003)³³. Ce dernier est souvent appelé *test IPS*, en l’honneur des trois auteurs. Leur statistique $W_{t-\bar{bar}}$ est basée sur les statistiques de Dickey–Fuller augmentées (ADF) dont on calcule la moyenne pour le groupe d’observations. Le test IPS admet également l’hétérogénéité au niveau du paramètre du test. Aussi, l’hypothèse nulle H_0 pour ce test suppose la présence d’une racine unitaire pour toutes les observations et l’hypothèse alternative H_1 , qu’une partie des observations sont stationnaires.

Étant donné que le test de Im, Pesaran et Smith (2003) requiert l’indépendance en coupe transversale des observations, nous allons effectuer le test de racine unitaire sur les variables démoyménées, c’est-à-dire les variables dont on a soustrait la moyenne en coupe transversale, ce qui permet de contrôler pour les effets communs non-observés corrélés aux pays. Les Tableaux 2 et 3 présentent la statistique $W_{t-\bar{bar}}$ du test IPS pour chaque variable. On trouve également entre parenthèses la valeur p . Le test est effectué pour des retards allant de l’ordre de 0 à 3, de même lorsqu’on ajoute une constante aux équations, ainsi qu’une tendance linéaire.

Tableau 2: Test de racine unitaire de Im, Pesaran et Smith (2003).

Constante			
Retard	$\log \tilde{y}_{it}$	$\log \tilde{s}_{it}$	$\log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$
0	0.9196 (0.8211)	-7.3709 (0.0000)	-10.2525 (0.0000)
1	-0.9156 (0.1800)	-6.0229 (0.0000)	-8.7338 (0.0000)
2	0.0721 (0.5287)	-5.0913 (0.0000)	-4.9227 (0.0000)
3	-1.5888 (0.0561)	3.6223 (0.0001)	-3.8006 (0.0001)
Tendance linéaire			
Retard	$\log \tilde{y}_{it}$	$\log \tilde{s}_{it}$	$\log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$
0	-0.5207 (0.3013)	-4.8652 (0.0000)	-10.3494 (0.0000)
1	-3.2700 (0.0005)	-2.6949 (0.0035)	-9.6234 (0.0000)
2	-2.8400 (0.0023)	-1.7162 (0.0431)	-3.8381 (0.0001)
3	-6.7005 (0.0000)	-0.4656 (0.3207)	-2.7233 (0.0032)

Tableau 3: Test de racine unitaire de Im, Pesaran et Smith (2003) pour les différences premières.

Constante			
Retard	$\Delta \log \tilde{y}_{it}$	$\Delta \log \tilde{s}_{it}$	$\Delta \log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$
0	-42.6635 (0.0000)	-55.9301 (0.0000)	-60.3596 (0.0000)

32. Pour de plus amples détails, on peut consulter Baltagi (2013).

33. La routine XTUNITROOT du logiciel Stata a été utilisée pour effectuer le test de racine unitaire (StataCorp (2013b)).

1	-29.2285 (0.0000)	-34.5424 (0.0000)	-47.4250 (0.0000)
2	-18.9438 (0.0000)	-24.8008 (0.0000)	-32.2782 (0.0000)
3	-16.8988 (0.0000)	-19.8116 (0.0000)	-27.8007 (0.0000)
Tendance linéaire			
Retard	$\Delta \log \tilde{y}_{it}$	$\Delta \log \tilde{s}_{it}$	$\Delta \log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$
0	-41.2297 (0.0000)	-54.8613 (0.0000)	-59.7166 (0.0000)
1	-26.9330 (0.0000)	-32.0426 (0.0000)	-45.7750 (0.0000)
2	-16.1675 (0.0000)	-21.8171 (0.0000)	-29.5942 (0.0000)
3	-13.3710 (0.0000)	-16.4853 (0.0000)	-24.7376 (0.0000)

Le Tableau 2 et le Tableau 3 révèlent que les variables $\log \tilde{y}_{it}$, $\log \tilde{s}_{it}$ sont intégrées d'ordre un, ou encore $I(1)$. Le test révèle également que $\log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$ est stationnaire, c'est-à-dire $I(0)$.

La seconde catégorie de tests de racine unitaire pour données de panel, appelée *tests de racine unitaire de deuxième génération*, tient compte de la dépendance en coupe transversale des observations. Étant donné les résultats de la section 5.2.1, qui démontraient la présence d'effets communs corrélés aux observations, un test de seconde génération semble plus approprié pour les variables utilisées dans cette étude. Le test de racine unitaire qui sera utilisé est le test de Pesaran (2007)³⁴, également appelé le test CIPS de Pesaran. En plus de tenir compte de la dépendance en coupe transversale, le test de Pesaran (2007) suppose également l'hétérogénéité des paramètres. Pour ce test, l'hypothèse nulle H_0 est que chaque série temporelle individuelle contient une racine unitaire. L'hypothèse alternative est qu'une partie des séries sont stationnaires. Les valeurs reportées par les Tableaux 4 et 5 sont la statistique du test CIPS (ou encore statistique Z_{t-bar}) pour les trois variables de notre modèle, ainsi que la valeur p entre parenthèses. Le test est effectué dans le cas où une constante, propre à chaque pays, est ajoutée et lorsqu'on inclut une tendance linéaire dans le modèle.

Tableau 4: Test de racine unitaire de Pesaran (2007).

Retard	Constante		
	$\log y_{it}$	$\log s_{it}$	$\log(n_{it} + g + \delta)$
0	0.583 (0.720)	-6.205 (0.000)	-8.732 (0.000)
1	-1.541 (0.062)	-4.489 (0.000)	-8.198 (0.000)
2	-0.770 (0.221)	-3.518 (0.000)	-3.370 (0.000)
3	-2.252 (0.012)	-1.289 (0.099)	-2.571 (0.005)
Retard	Tendance linéaire		
	$\log y_{it}$	$\log s_{it}$	$\log(n_{it} + g + \delta)$
0	0.949 (0.829)	-5.773 (0.000)	-9.423 (0.000)
1	-1.881 (0.030)	-3.242 (0.001)	-9.985 (0.000)
2	-0.678 (0.249)	-2.129 (0.017)	-3.597 (0.000)
3	-2.990 (0.001)	-1.072 (0.142)	-3.155 (0.001)

Le Tableau 5 présente les résultats du test de Pesaran (2007) dans le cas des différences premières

34. Ce test peut être effectué à l'aide de Stata et de la routine MULTIPURT (Eberhardt (2011b)).

des variables.

Tableau 5: Test de racine unitaire pour les différences premières de Pesaran (2007).

Constante			
Retard	$\Delta \log y_{it}$	$\Delta \log s_{it}$	$\Delta \log(n_{it} + g + \delta)$
0	-31.686 (0.000)	-34.995 (0.000)	-34.530 (0.000)
1	-22.984 (0.000)	-28.063 (0.000)	-31.246 (0.000)
2	-14.226 (0.000)	-19.926 (0.000)	-24.128 (0.000)
3	-12.329 (0.000)	-14.854 (0.000)	-21.133 (0.000)
Tendance linéaire			
Retard	$\Delta \log y_{it}$	$\Delta \log s_{it}$	$\Delta \log(n_{it} + g + \delta)$
0	-30.126 (0.000)	-34.252 (0.000)	-33.719 (0.000)
1	-20.776 (0.000)	-25.953 (0.000)	-30.202 (0.000)
2	-11.467 (0.000)	-17.085 (0.000)	-21.857 (0.000)
3	-9.278 (0.000)	-11.471 (0.000)	-18.318 (0.000)

Des Tableaux 4 et 5, on peut déduire que les variables $\log y_{it}$ et $\log s_{it}$ sont $I(1)$ et $\log(n_{it} + g + \delta)$ est $I(0)$, c'est-à-dire stationnaire.

5.2.3 Test de cointégration

Dans cette section, nous allons utiliser des tests de cointégration pour données de panel entre les variables du modèle. Rappelons que nous avons constitué notre échantillon en effectuant un test de cointégration des variables pour chaque pays. Les tests de cointégration des données de panel permettent de vérifier que les pays n'ont pas été ajoutés étant donnée la faible puissance du test d'Engle–Granger. Rappelons que pour utiliser les estimateurs MG et MGECC en présence de variables $I(1)$, de même que pour éviter des régressions fallacieuses, les variables doivent être cointégrées (Pesaran et Smith (1995), Pesaran (2006), Kapetanios, Pesaran et Yamagata (2011)).

Le premier test de cointégration que nous allons effectuer est celui de Pedroni (1999, 2004)³⁵. D'après les résultats de la section 5.2.2 le test de Im, Pesaran et Smith (2003) a révélé que les variables $\log \tilde{y}_{it}$ et $\log \tilde{s}_{it}$ étaient $I(1)$ et $\log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$ était stationnaire. Il est donc suffisant d'appliquer le test sur les deux premières variables. Notons que Vogel (2013) s'est servi également de ce test de cointégration pour ses travaux.

Pedroni (1999, 2004) proposa plusieurs tests afin de vérifier l'hypothèse nulle H_0 de non-cointégration pour toutes les observations en permettant l'hétérogénéité des paramètres pour chacune de celles-ci. Les tests peuvent être regroupés en deux catégories. La première, les *tests de panel*, considère l'hypothèse alternative H_1 en supposant l'homogénéité du coefficient³⁶ et la seconde catégorie, les *tests de groupe*, suppose l'hétérogénéité.

35. Pour ce faire, nous avons utilisé le logiciel EViews 7.

36. Le test de Pedroni est basé sur les résidus e_{it} de la régression des variables considérées. On s'intéresse à l'équation $e_{it} = \rho_i e_{i,t-1} + u_{it}$ et l'hypothèse nulle dans ce cas est $\rho_i = 1$. L'hypothèse alternative pour la catégorie des tests de panel est $\rho_i = \rho < 1$ et pour la catégorie des tests de groupe, $\rho_i < 1$ pour tout i . Pour plus de détails, on peut consulter Schwert (2009).

Le Tableau 6 présente les résultats des différents tests de cointégration de Pedroni (1999, 2004). Ces derniers ont été effectués en ajoutant une tendance linéaire aux équations. On remarque que l'hypothèse de non-cointégration n'est pas rejetée à 5% de significativité pour seulement deux tests : Panel ν et Groupe ρ . Tous les autres tests rejettent l'hypothèse nulle de non-cointégration. Par conséquent, nous allons considérer que les variables $\log \tilde{y}_{it}$ et $\log \tilde{s}_{it}$ sont cointégrées.

Tableau 6: Test de cointégration pour données de panel de Pedroni (1999, 2004).

	Statistiques	Valeur	Valeur p
	Panel ν	0.696640	0.2430
	Panel ρ	-2.038559	0.0207
	Panel PP	-4.271271	0.0000
	Groupe ρ	-0.528841	0.2985
	Groupe PP	-4.655903	0.0000
Retard	Statistiques	Valeur	Valeur p
0	Panel ADF	-3.414141	0.0003
	Groupe ADF	-3.736936	0.0001
Retard	Statistiques	Valeur	Valeur p
1	Panel ADF	-3.817602	0.0001
	Groupe ADF	-4.964054	0.0000
Retard	Statistiques	Valeur	Valeur p
2	Panel ADF	-1.883200	0.0298
	Groupe ADF	-3.398340	0.0003
Retard	Statistiques	Valeur	Valeur p
3	Panel ADF	-3.152829	0.0008
	Groupe ADF	-4.928040	0.0000

Comme le test de Pedroni (1999, 2004) impose l'indépendance en coupe transversale des observations, nous allons effectuer un second test, celui de Westerlund (2007)³⁷, qui permet de tester la cointégration de variables en présence de possible dépendance entre les observations. Il présente l'avantage de permettre, entre autres, l'hétérogénéité des paramètres. Aussi, d'après les résultats de la section 5.2.2, puisque $\log(n_{it} + g + \delta)$ est $I(0)$, il est suffisant de tester la cointégration de $\log y_{it}$ et $\log s_{it}$. L'hypothèse nulle H_0 pour ce test est qu'il n'y a pas de cointégration. Remarquons que ce test ne se retrouve pas dans les travaux de Vogel (2013).

Le test de Westerlund (2007) est constitué en fait de quatre tests : G_α , G_τ , P_α et P_τ . Les deux premiers tests sont appelés des *test de moyennes de groupe* et l'hypothèse alternative est qu'au moins une observation possède des variables cointégrées. Les deux derniers sont nommés des *tests de panel* et dans ce cas, l'hypothèse alternative est que le panel, considéré comme un tout, est cointégré.

37. La routine XTWEST a été utilisée dans Stata pour ce test. Pour de plus amples détails, on peut consulter Persyn et Westerlund (2008).

Les valeurs de p données dans le Tableau 7 ont été calculées à l'aide d'une méthode de bootstrapping et sont robustes lorsqu'il y a présence de facteurs communs (dépendance en coupe transversale) dans les séries temporelles. Nous avons utilisé 400 bootstraps répliquations et nous avons inclus dans les équations un nombre de retards allant jusqu'à trois et un nombre d'avancement³⁸ de un, de même qu'une constante et une tendance.

Tableau 7: Test de cointégration pour données de panel de Westerlund (2007).

Retard	Tests	Valeur	Valeur Z	Valeur p	Valeur p robuste
1	G_τ	-2.698	-3.261	0.001	0.005
	G_α	-11.285	0.855	0.804	0.073
	P_τ	-21.002	-4.691	0.000	0.055
	P_α	-10.727	-2.342	0.010	0.138
Retard	Tests	Valeur	Valeur Z	Valeur p	Valeur p robuste
2	G_τ	-2.802	-4.286	0.000	0.003
	G_α	-11.666	0.407	0.658	0.133
	P_τ	-19.626	-3.118	0.001	0.045
	P_α	-10.755	-2.377	0.009	0.090
Retard	Tests	Valeur	Valeur Z	Valeur p	Valeur p robuste
3	G_τ	-2.900	-5.251	0.000	0.010
	G_α	-12.435	-0.498	0.309	0.055
	P_τ	-22.414	-6.305	0.000	0.000
	P_α	-12.343	-4.450	0.000	0.008

D'après le Tableau 7, l'hypothèse de non-cointégration est rejetée dans tous les cas pour le test G_τ avec un taux de significativité de 5%, selon les valeurs p robustes. Si on considère le cas où un retard de l'ordre de trois est inclus dans les équations, on remarque que presque tous les tests vont rejeter l'hypothèse de non-cointégration avec un taux de significativité de 5%, sauf pour la statistique G_α , mais dans ce cas la valeur p est très près de 0.05. À la lumière de ces résultats, nous allons émettre la conclusion raisonnable que pour une partie de l'échantillon de 64 pays, les variables $\log y_{it}$ et $\log s_{it}$ sont cointégrées.

38. *Lead* en anglais. Il s'agit d'une option de la routine XTWEST du logiciel Stata. Voir Persyn et Westerlund (2008).

6 Résultats

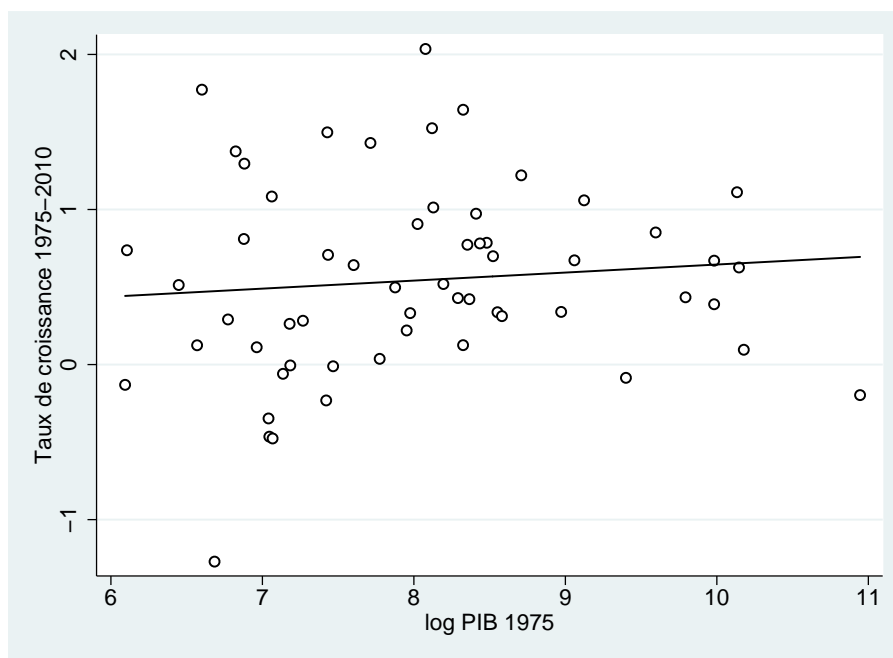
Dans ce qui suit, nous allons exposer les résultats des estimations obtenus dans le cas des deux approches considérées : l'approche classique et celle de Vogel (2013). La section 6.1 abordera les résultats utilisant la méthode de données de panel avec effets fixes. La section 6.2 présentera ceux de l'estimateur de la moyenne de groupe, ainsi que ceux de l'estimateur de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés. Finalement, nous terminerons cette section par une discussion en comparant les résultats des deux approches.

6.1 Résultats de l'approche classique

6.1.1 Convergence absolue

Nous allons débiter notre approche classique de la croissance économique en abordant la convergence absolue. Cette dernière sera abordée similairement à celle adoptée par Sala-i-Martin (1996). Comme mentionné à la section 3, nous émettrons l'hypothèse que les pays ont le même état stationnaire. S'il y a convergence absolue, alors les pays ayant un PIB per capita initial plus faible auront un taux de croissance plus élevé que ceux ayant un PIB per capita plus élevé. Autrement dit, les pays les plus pauvres ont un taux de croissance plus élevé que les pays riches. Afin de maximiser le nombre d'observations, nous allons considérer la période 1975 à 2010. Notons que dans ce cas, on retrouve 58 pays dans l'échantillon plutôt que les 64 pays de l'échantillon initial puisque les données concernant certains pays ne sont disponibles qu'après 1975. La Figure 1 illustre la convergence des pays de l'échantillon, en montrant la relation entre le log PIB per capita initial en 1975 et le taux de croissance pour la période 1975 à 2010.

FIGURE 1: La convergence des pays.



La droite que l'on retrouve à la Figure 1 est celle provenant de l'estimation simple de l'équation

suivante :

$$\Delta_{\tau} \log y_{it} := \frac{1}{\tau} (\log y_{it} - \log y_{i,t-\tau}) = \alpha - \beta \log y_{i,t-\tau} + \varepsilon_{it}, \quad (21)$$

où $\tau = 35$. Dans ce cas, les résultats sont donnés au Tableau 8.

Tableau 8: Estimation du taux de croissance pour la période 1975-2010.

Variable dépendante :	(1)
$\Delta_{35} \log y_{it}$	Convergence absolue
$-\hat{\beta}$	0.00148 (0.70)
$\hat{\alpha}$	0.00362 (0.20)
N	58
R^2	0.009

Statistique t entre parenthèses. * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$,
*** $p < 0.001$.

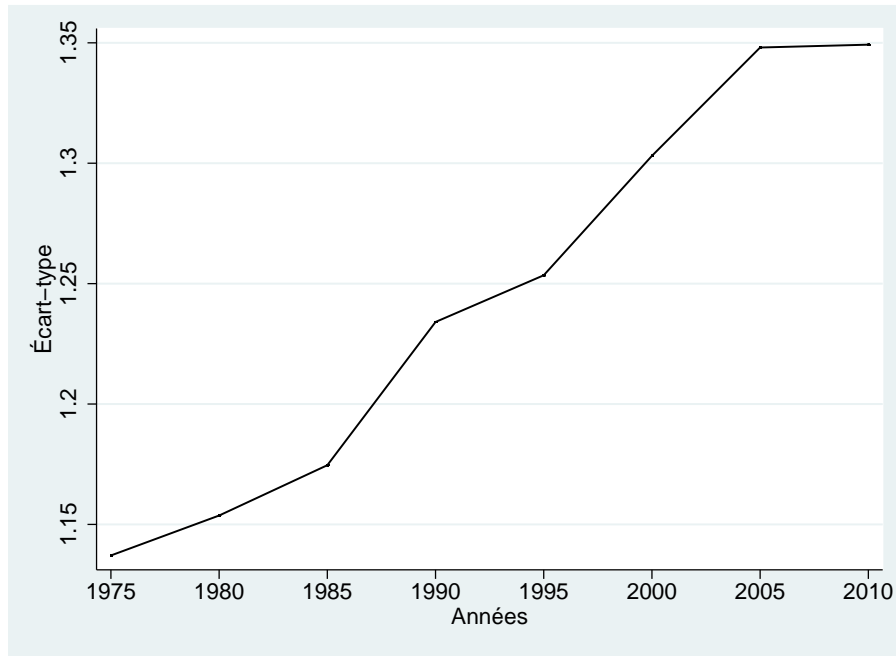
La Figure 1 montre clairement que l'hypothèse de convergence absolue est rejetée pour les pays de l'échantillon. En effet, on constate que les pays les plus riches ont un taux de croissance plus élevé que les pays plus pauvres. Le Tableau 8 établit la même conclusion, puisque dans ce cas la vitesse de convergence β est négative d'où la relation positive entre le log du PIB per capita initial et le taux de croissance. De plus, on remarque en particulier que la variable $\log y_{i,t-\tau}$ n'est pas significative dans le modèle. Cela peut être dû au fait que les états stationnaires des pays sont présents dans le terme d'erreur et comme ces derniers peuvent être corrélés avec le log du PIB per capita initial. L'endogénéité ainsi occasionné peut entraîner un fort biais dans l'estimation des coefficients³⁹.

L'une des implications importante du rejet de l'hypothèse de convergence absolue pour les pays de l'échantillon est que les pays plus pauvres ne rattraperont pas nécessairement le niveau de vie des pays plus fortunés. Étant donné les pays constituant l'échantillon (dont la liste exhaustive est donnée à l'annexe A), le fait de supposer que ces derniers possèdent un même état stationnaire risquait de ne pas représenter la réalité économique des pays. En effet, il existe de grande disparité entre les pays concernant, par exemple, les paramètres de la fonction de production, le taux d'investissement ou encore, le capital humain, qui sont des variables qui affectent le sentier de croissance équilibré.

Il est également intéressant de considérer la dispersion du log du PIB per capita des pays durant la période 1975 à 2010. La dispersion est mesurée en considérant l'écart-type du log du PIB per capita, donnée à la Figure 2 pour chaque année. Cette dernière révèle que la dispersion a augmenté au fil des années. Cela implique également qu'il n'y a pas de σ -convergence pour les pays de l'échantillon. En effet, une condition nécessaire à la σ -convergence est la convergence absolue, ce qui n'est pas le cas ici (Sala-i-Martin (1996)).

39. Voir Barro et Sala-i-Martin (2004), Chapitre 11.

FIGURE 2: La dispersion du log du PIB per capita de 1975 à 2010.



6.1.2 Convergence conditionnelle

Les résultats de la section 6.1.1 ont montré qu'en particulier l'hypothèse d'un état stationnaire similaire à tous les pays de l'échantillon n'était pas vérifiée par les données empiriques. Dans cette section, nous ferons l'hypothèse inverse, c'est-à-dire que nous admettrons que chacun des pays de l'échantillon possèdent un état stationnaire qui lui est propre.

Pour ce faire, nous allons considérer l'échantillon des 64 pays de 1960 à 2010. L'estimation de la croissance économique sera basée sur l'équation suivante, identique à celle donnée par (15) :

$$\frac{1}{\tau}(\log y_{it} - \log y_{i,t-\tau}) = -\beta \log y_{i,t-\tau} + \theta_1 \log s_{it} + \theta_2 \log(n_{it} + g + \delta) + \mu_i + \eta_t + v_{it}. \quad (22)$$

Comparativement à (21) des variables ont été ajoutées telles que le taux d'investissement et le taux de croissance de la population. Un état stationnaire particulier à chaque pays a aussi été inclus, et est identifié par μ_i . Cependant, μ_i peut aussi représenter les facteurs qui sont propres à chacun des pays. Finalement, on trouve des effets communs corrélés non-observés pour chaque période de temps, identifiés par η_t . L'équation (22) sera estimée en utilisant la méthode de panel à effets fixes. Les effets communs non-observés η_t sont approximés en ajoutant des variables binaires pour les années. De plus, afin de contrôler pour les cycles économiques, nous allons considérer des périodes de 5 ans ($\tau=5$). Le modèle ayant ces propriétés est le modèle (2) dont les coefficients estimés dans ce cas sont donnés au Tableau 10.

Nous allons également estimer un second modèle dans lequel les variables sont démoynnées, c'est-à-dire dont on a soustrait la moyenne en coupe transversale des observations. Rappelons que dans ce cas, il s'agit d'une façon de tenir compte des effets communs corrélés non-observés pour les pays. Il s'agit du modèle (3) du Tableau 10.

Un test de Wald modifié (Greene (2012)) a aussi été effectué afin de tester l’hypothèse nulle H_0 d’homoscédasticité. Cette dernière a été fortement rejetée à un niveau de significativité de 1%. En outre, nous avons testé la présence de corrélation sérielle (autocorrélation) dans les résidus de la régression de la méthode de panel à effets fixes en utilisant un test de Wooldridge (Wooldridge (2010)). L’hypothèse nulle H_0 qu’il n’y a pas d’autocorrélation a été fortement rejetée à un niveau de significativité de 1%.⁴⁰ Les résultats des deux tests sont donnés au Tableau 9. À la suite de ceux-ci, les écart-types associés l’équation (22) ont été estimés de manière robuste pour tenir compte de ces deux facteurs.

Tableau 9: Résultats du test de Wald modifié et du test de Wooldridge.

Modèles	Statistique	p -valeur
Test de Wald modifié	$\chi^2(64) = 2307.72$	0.0000
Test de Wooldridge	$F(1,63) = 45.067$	0.0000

La stabilité des coefficients estimés des modèles a aussi été testée. Pour ce faire, nous avons estimé l’équation (22) en tenant compte de périodes de deux ans ($\tau = 2$), respectivement pour le modèle sans variables démoynnées mais avec variables binaires pour chaque période de temps et avec les variables démoynnées. La période couvre les années 1954 à 2010. Il s’agit des modèles (4) et (5) du Tableau 10.

Le Tableau 10 présente les résultats pour les modèles (2) à (5). Notons que les coefficients estimés des variables binaires pour chacune des années ont été omis. Dans ce qui suit, nous définirons $\Delta_\tau \log y_{it} := 1/\tau (\log y_{it} - \log y_{i,t-\tau})$.

Tableau 10: Estimation par la méthode de panel à effets fixes.

Variable dépendante :	Périodes de 5 ans		Périodes de 2 ans	
	(2)	(3) démoynné	(4)	(5) démoynné
$-\widehat{\beta}$	-0.0247*** (-3.81)	-0.0352*** (-5.19)	-0.0269*** (-3.49)	-0.0358*** (-4.74)
$\widehat{\theta}_1$	0.0160* (2.59)	0.0191** (2.93)	0.0139* (2.05)	0.0164* (2.28)
$\widehat{\theta}_2$	-0.0184* (-2.58)	-0.0143 (-1.94)	-0.0187 (-1.63)	-0.0144 (-1.25)
Constante	0.191*** (3.76)	-0.00137*** (-24.28)	0.196** (2.88)	-0.000830*** (-15.44)
N	551	551	1 463	1 463
R^2	0.164	0.119	0.086	0.045
R^2 ajusté	0.144	0.114	0.066	0.043

Statistique t entre parenthèses ; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

40. Nous avons utilisé pour tester l’homoscédasticité la routine XTTEST3 (Baum (2001)) et pour la corrélation sérielle XTSERIAL dans Stata (Drukker (2003)).

Le Tableau 10 révèle d’abord que l’hypothèse de convergence conditionnelle tient pour les pays de l’échantillon et ce, pour chacun des modèles utilisés. Par conséquent, le taux de croissance est proportionnel à la distance entre le PIB per capita initial et l’état stationnaire, où ce dernier est propre à chaque pays. La validation de la convergence conditionnelle est beaucoup plus plausible que celle de la convergence absolue dans le cas de l’échantillon de cette étude, puisqu’il est constitué d’un regroupement de pays plutôt disparates et qui possèdent des propriétés reliées à leur sentier de croissance équilibré distinctes. L’implication qui découle de la convergence conditionnelle est que les pays plus pauvres ne vont pas nécessairement rattraper le niveau de vie des pays plus riches, à moins de la modification de facteurs pouvant affecter le sentier de croissance équilibré. Par exemple, des changements au niveau du capital humain pouvant transformer la fonction de production, ou encore l’apparition de règles de droit au sein de gouvernement, changeant ainsi le taux d’investissement.

On constate que la vitesse de convergence est entre 2.5% et 3.5% dans le cas des périodes de 5 ans. La vitesse est de un point de pourcentage supérieur dans le cas où l’on considère les variables démoymnées. De plus, cela implique qu’il faut entre 20 et 28 ans à une économie afin de franchir la moitié de la distance la séparant de son état stationnaire. En ce qui concerne les périodes de 2 ans, la vitesse de convergence est d’environ 2.7% à 3.6%. Encore une fois, on voit que la vitesse de convergence est de 1 point de pourcentage plus élevée pour le modèle avec variables démoymnées comparativement au modèle où l’on considère des variables binaires pour les effets de temps communs. Dans ce cas, il faudra approximativement entre 19 et 26 ans à une économie pour parcourir la moitié de la distance la séparant de son sentier de croissance équilibré. Cependant, de manière générale, les vitesses sont similaires en ce qui a trait au deux périodes de temps considérés et cela montre que les coefficients estimés sont stables lorsqu’on utilise la méthode de panel à effets fixes. De plus, les vitesses rencontrées dans les modèles correspondent à celles que l’on rencontre dans la littérature⁴¹.

Le Tableau 11 présente les résultats obtenus lorsqu’on applique un test de Wald⁴² (Greene (2012)) afin de déterminer si les coefficients estimés des modèles correspondant respectivement aux périodes de cinq ans et de deux ans sont statistiquement identiques.

Tableau 11: Résultats des tests de Wald pour l’équivalence des vitesses de convergence pour la méthode de panel à effets fixes.

Modèles	F -test	p -valeur
Modèle non-démoymné	$F(1,63) = 0.11$	0.7451
Modèle démoymné	$F(1,63) = 0.01$	0.9208

Le Tableau 11 révèle que les coefficients estimés pour la vitesse de convergence du modèle impliquant des variables non-démoymnées respectivement pour des périodes de cinq ans et de deux ans, c’est-à-dire les coefficients des modèles (2) et (4), ne sont pas statistiquement distincts. En effet, avec un niveau de significativité d’au moins 5%, on ne rejette pas l’hypothèse nulle que les coefficients sont égaux. Cela démontre que la méthode à effets fixes est stable en ce qui concerne l’estimation des coefficients.

41. Voir section 2.

42. La routine TEST du logiciel Stata a été utilisée (Statcorp (2013c)).

Finalement, pour les quatre modèles, le taux d’investissement est significatif à un niveau de 5% et positivement relié au taux de croissance du log du PIB per capita. En ce qui concerne le taux de croissance de la population, ce dernier est significatif à un niveau de 5% seulement dans le modèle (2). Dans ce cas, cette variable a un effet négatif sur le taux de croissance. Notons que le signe du coefficient estimé du taux de croissance la population est le même pour les modèles (3), (4) et (5), et est négatif.

6.2 Résultats de l’approche de Vogel

Dans cette partie de notre étude, nous allons présenter les résultats concernant l’approche de Vogel (2013) appliquée à l’échantillon des 64 pays que nous avons sélectionnés. Nous verrons si les estimations obtenues par la méthode de Vogel diffèrent largement ou non de celles obtenues à la section 6.1. Mentionnons que le format des tableaux présentés dans cette section est calqué sur celui des tableaux de Vogel (2013) afin de faciliter la comparaison.

Le Tableau 12 et le Tableau 13 présentent respectivement les résultats dans le cas de l’estimateur de la moyenne de groupe et celui de la moyenne de groupe avec effets communs corrélés⁴³. En plus des coefficients estimés, on trouve dans les tableaux la vitesse d’ajustement calculée pour chacun des modèles⁴⁴. Aussi, nous avons effectué un test de Pesaran (2007) sur les résidus des régressions pour la dépendance en coupe transversale. Finalement, les moyennes robustes aux valeurs extrêmes sont reportées⁴⁵.

Dans ce qui suit, nous allons restreindre notre analyse aux variables retardées $t - 3$, dont les coefficients estimés donnent les effets à long terme sur la croissance. Nous débuterons par le Tableau 12. Le modèle (6) est celui qui ne présente aucune restriction. On remarque que dans ce cas la vitesse d’ajustement $\hat{\beta}$ est de 12.5%. Ainsi, environ 5.5 ans sont nécessaires afin de franchir la moitié de la distance séparant les pays de leur état stationnaire. Le modèle (7) est semblable au modèle (6), mais dans lequel on a ajouté une tendance linéaire. La vitesse d’ajustement estimée est de 25.4% et la demi-vie de convergence correspondante est 2.7 ans.

Le modèle (8), qui est celui faisant intervenir des variables dont on a soustrait la moyenne en coupe transversale, montre une vitesse d’ajustement de 16.3%. Cela signifie dans ce cas qu’il faut 4.3 ans pour franchir la moitié de la distance séparant les économies de leur état stationnaire. Le modèle (9) fait intervenir également des variables démoymonnées, mais contient une tendance linéaire. En effet, il s’agit d’une façon de contrôler pour les facteurs communs non-observés des pays. Cependant, dans ce cas, on suppose que ces facteurs évoluent dans le temps en suivant une tendance linéaire. La vitesse d’ajustement, d’approximativement 33.3%, est largement supérieure comparativement à celle des deux autres modèles. Ainsi, il suffit que de 2.1 ans pour franchir la moitié de la distance pour atteindre l’état stationnaire.

43. La routine XTMG du logiciel Stata a été utilisée (Eberhardt (2012)).

44. Le calcul est le suivant : $\hat{\beta} = -\log(\hat{b} + 1)$, où \hat{b} est le coefficient estimé de la variable $\log y_{i,t-3}$. De plus, l’écart-type a été calculé en utilisant la méthode delta (la routine NLCOM de Stata a été utilisée, comme suggéré par Vogel (2013). Pour plus de détails, on peut consulter (StatCorp (2013c))).

45. Pour ce faire, nous avons utilisé l’option *robust* de la routine XTMG de Stata. Cela est implémenté en utilisant la routine RREG de Stata pour l’obtention de régressions robustes (StataCorp (2013c), Eberhardt (2012)). Il ne faut pas confondre avec l’option standard qui permet de calculer les écarts-types de White robustes à l’hétéroscédasticité.

Pour les trois modèles, on constate que le taux d'investissement est significatif et positivement relié à la croissance. En ce qui concerne le taux de croissance de la population, il est significatif seulement dans le modèle (6). De plus, il a un effet négatif sur la croissance, ce qui est en accord avec le modèle de Solow. Également pour les trois modèles, le test de Pesaran montre que les résidus sont corrélés. Il y a donc présence très significative de dépendance en coupe transversale parmi les observations.

Tableau 12: Résultats des estimations pour le modèle MG.

Variable dépendante :	(6)	(7)	(8)	(9)
$\Delta \log y_{it}$	MG	MG	MG	MG
		avec tendance	démoyenné	démoyenné avec tendance
$\log y_{i,t-3}$	-0.118*** (-6.67)	-0.254*** (-10.15)	-0.151*** (-7.92)	-0.283*** (-13.93)
$\log s_{i,t-3}$	0.0333*** (3.42)	0.0457*** (3.81)	0.0310** (3.12)	0.0582*** (3.91)
$\log(n_{i,t-3} + g + \delta)$	-0.180*** (-4.15)	-0.0857 (-1.70)	-0.0482 (-1.08)	0.0239 (0.46)
$\Delta \log s_{it}$	0.0924*** (6.08)	0.0891*** (6.00)	0.0928*** (5.17)	0.0956*** (5.66)
$\Delta \log(n_{it} + g + \delta)$	-0.104** (-2.80)	-0.0873 (-1.81)	-0.0204 (-0.59)	0.00109 (0.03)
$\Delta \log y_{i,t-1}$	-0.102** (-2.93)	-0.203*** (-5.49)	-0.0708* (-2.24)	-0.167*** (-5.42)
$\Delta \log y_{i,t-2}$	-0.141*** (-4.58)	-0.222*** (-6.33)	-0.220*** (-7.91)	-0.306*** (-11.17)
$\Delta \log s_{i,t-1}$	0.0322*** (4.18)	0.0371*** (4.60)	0.0290** (2.78)	0.0350** (3.25)
$\Delta \log s_{i,t-2}$	0.0314** (2.73)	0.0355** (2.81)	0.0287* (1.99)	0.0459** (3.11)
$\Delta \log(n_{i,t-1} + g + \delta)$	-0.0959* (-2.20)	-0.0907 (-1.89)	-0.0327 (-0.65)	0.0320 (0.68)
$\Delta \log(n_{i,t-2} + g + \delta)$	-0.0551 (-1.61)	-0.0896 (-1.83)	-0.0586 (-1.06)	0.0125 (0.25)
Constante	0.586*** (3.35)	1.834*** (8.04)	0.0146 (0.60)	-0.0133 (-0.30)
Vitesse d'ajustement $\hat{\beta}$	0.125*** (0.02)	0.293*** (0.03)	0.163*** (0.02)	0.333*** (0.03)
Test de Pesaran	8.00 (0.000)	7.53 (0.000)	19.62 (0.000)	19.05 (0.000)
N	2 901	2 901	2 901	2 901
Nombre de pays	64	64	64	64

Statistique t et valeur p pour le test de Pesaran entre parenthèses ; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Le Tableau 13 présente les estimations obtenues dans le cas du modèle MGECC, où ce dernier tient compte de l'hétérogénéité des paramètres dans les équations et de la dépendance en coupe transversale des observations. Le modèle (11) se distingue du modèle (10) par l'inclusion d'une tendance linéaire dans les équations. Pour le modèle (10), on constate que la vitesse d'ajustement $\hat{\beta}$ est de 32.3%, ce qui implique qu'il suffit de 2.1 ans pour que la moitié de la distance entre les pays et l'état stationnaire soit parcourue. En ce qui a trait au modèle (11), la vitesse est de 43.2% d'où une demi-vie de 1.6 ans. On remarque que le taux d'investissement est significatif seulement pour le modèle (11) et que cette variable exerce une influence positive sur la croissance du PIB. Pour le taux de croissance de la population, cette variable est significative et négative pour le modèle (10). Un autre aspect intéressant concerne le test de Pesaran. En effet, ce dernier, qui est appliqué aux résidus des estimations, révèle que l'hypothèse nulle d'indépendance des observations n'est pas rejetée. Comme on pouvait s'y attendre, le modèle MGECC tient compte des effets communs corrélés entre les pays, ce qui est confirmé par les résultats du test de Pesaran.

Tableau 13: Résultats des estimations pour le modèle MGECC.

Variable dépendante :	(10)	(11)
$\Delta \log y_{it}$	MGECC	MGECC avec tendance
$\log y_{i,t-3}$	-0.276*** (-7.38)	-0.351*** (-10.27)
$\log s_{i,t-3}$	0.0195 (1.12)	0.0477* (2.18)
$\log(n_{i,t-3} + g + \delta)$	-0.140* (-2.47)	-0.118 (-1.73)
$\Delta \log s_{it}$	0.0716*** (4.29)	0.0628*** (3.81)
$\Delta \log(n_{it} + g + \delta)$	-0.0708* (-2.13)	-0.0681 (-1.91)
$\Delta \log y_{i,t-1}$	-0.260*** (-6.54)	-0.349*** (-8.61)
$\Delta \log y_{i,t-2}$	-0.305*** (-8.16)	-0.395*** (-9.43)
$\Delta \log s_{i,t-1}$	0.0307** (2.99)	0.0291* (2.51)
$\Delta \log s_{i,t-2}$	0.0286 (1.85)	0.0296 (1.82)
$\Delta \log(n_{i,t-1} + g + \delta)$	-0.0305 (-0.69)	-0.0423 (-1.15)
$\Delta \log(n_{i,t-2} + g + \delta)$	-0.0863* (-1.98)	-0.0764 (-1.67)
Constante	0.936 (1.55)	2.083*** (3.50)
Vitesse d'ajustement $\hat{\beta}$	0.323*** (0.05)	0.432*** (0.05)
Test de Pesaran	0.35	-0.87

	(0.729)	(0.386)
N	2 901	2 901
Nombre de pays	64	64

Statistique t et valeur p pour le test de Pesaran entre parenthèses ;

* $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Les modèles MG et MGECC montrent tous les deux des vitesses d'ajustement supérieures à ce que l'on retrouve dans la littérature⁴⁶, qui varient entre 2% et 5%, selon les méthodes et modèles utilisés et allant même jusqu'à 10% dans certains cas. Elles sont d'ailleurs largement plus élevées comparativement aux vitesses de convergence obtenues grâce à l'approche classique de la section 6.1. Les résultats de ce travail s'approchent plus de ceux obtenus par Lee, Pesaran et Smith (1997) qui était d'approximativement 30%. Ils sont également similaires à ceux de Vogel (2013), qui, dans ce dernier cas, s'appliquaient à des régions européennes et variaient entre 22% et 39%. L'implication la plus importante d'une vitesse d'ajustement élevée est que les pays sont en général, et pour la plupart du temps, près de leur état stationnaire. En effet, dans ce cas les transitions (ou demi-vie) sont relativement courtes et de l'ordre de 2 à 4 ans environ en vertu des modèles MG et MGECC.

Dans son étude sur la croissance économique de certaines régions européennes, Vogel (2013) a aussi utilisé une méthode plus classique afin d'estimer l'équation de son de modèle. Il s'agit de la méthode de panel à effets fixes, dont nous nous sommes servie à la section 6.1, mais pour un modèle différent. Nous allons faire de même dans ce qui suit. De plus, nous considérerons les variables démoymonnées afin de contrôler pour les effets communs non-observés corrélés.

Le Tableau 14 présente les résultats obtenus dans ce cas. On remarque que la vitesse d'ajustement, de l'ordre de 4.3%, est de beaucoup inférieure à ce que l'on avait obtenu pour les modèles MG et MGECC. Cela signifie qu'il faut 16.3 ans pour que les pays parcourent la moitié de la distance de leur état stationnaire. Ce résultat s'apparente à ceux obtenus avec la méthode de panel avec effets fixes à la section 6.1, où la vitesse de convergence était entre 2.5% et 3.6%, selon les méthodes et les périodes de temps considérées. On constate également que le taux d'investissement et le taux de croissance de la population ne sont pas significatifs. Finalement, le test de Pesaran indique qu'il y a dépendance en coupe transversale pour les observations.

Tableau 14: Résultats des estimations pour le modèle de données de panel à effets fixes.

Variable dépendante :	(12)
$\Delta \log \tilde{y}_{it}$	Effets fixes
$\log \tilde{y}_{i,t-3}$	-0.0417*** (-4.33)
$\log \tilde{s}_{i,t-3}$	0.0106 (1.48)
$\log(\tilde{n}_{i,t-3} + g + \delta)$	-0.0252 (-0.84)
$\Delta \log \tilde{s}_{it}$	0.0612*** (3.55)

46. Voir section 2 pour une description plus détaillée.

$\Delta \log(\tilde{n}_{it} + g + \delta)$	0.0788 (0.94)
$\Delta \log \tilde{y}_{i,t-1}$	0.0384 (1.25)
$\Delta \log \tilde{y}_{i,t-2}$	-0.0872* (-2.63)
$\Delta \log \tilde{s}_{i,t-1}$	0.0181** (2.97)
$\Delta \log \tilde{s}_{i,t-2}$	0.00422 (0.33)
$\Delta \log(\tilde{n}_{i,t-1} + g + \delta)$	-0.00266 (-0.06)
$\Delta \log(\tilde{n}_{i,t-2} + g + \delta)$	0.000572 (0.03)
Constante	-0.00231 (-1.59)
Vitesse d'ajustement $\hat{\beta}$	0.0426*** (0.01)
Test de Pesaran	23.83 (0.000)
N	2 901
Nombre de pays	64

Statistiques t et valeur p pour le test de Pesaran entre parenthèses ; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

6.3 Stabilité des coefficients de la méthode de Vogel

Le but de cette section est de tester la stabilité des coefficients des modèles que nous avons utilisé à la section 6.2 et reliés à l'approche de Vogel (2013). Notons que cette analyse n'a pas été faite par Vogel (2013) dans le cadre de ses travaux. Pour ce faire, nous allons estimer les modèles en utilisant respectivement des périodes de deux et trois ans. Des périodes relativement courtes sont considérées afin d'éviter une diminution trop importante du nombre d'observations dans le temps.

Nous avons également modifié l'équation du modèle à estimer puisque des périodes de deux et trois ans rendent inutiles l'utilisation de variables retardées pour contrôler les effets de cycles économiques. Dans cette section, les estimations sont basées sur l'équation suivante :

$$\Delta_{\tau} \log y_{it} := \frac{1}{\tau} (\log y_{it} - \log y_{i,t-\tau}) = -\beta_i \log y_{i,t-\tau} + \theta_{1i} \log s_{it} + \theta_{2i} \log(n_{it} + g + \delta) + \varepsilon_{it}, \quad (23)$$

où $\tau = 2, 3$. Remarquons que l'équation (23) est similaire à celle utilisée à la section 6.1 dans le cas de la méthode de panel à effets fixes.

Les Tableaux 15 et 16 présentent les résultats obtenus des estimations du modèle MG respectivement dans le cas de périodes de deux et trois années. Si l'on compare avec les résultats du Tableau 12,

on constate que les vitesses d'ajustement estimées dans les deux cas sont inférieures aux vitesses d'ajustement calculées pour une période.

Tableau 15: Résultats des estimations pour le modèle MG avec des périodes de deux ans.

Variable dépendante :	(13)	(14)	(15)	(16)
$\Delta_2 \log y_{it}$	MG	MG	MG	MG
		avec tendance	démoyenné	démoyenné avec tendance
$\log y_{i,t-1}$	-0.0934*** (-7.95)	-0.211*** (-15.11)	-0.127*** (-9.37)	-0.214*** (-17.61)
$\log s_{it}$	0.0415*** (5.61)	0.0513*** (6.19)	0.0368*** (3.42)	0.0555*** (4.75)
$\log(n_{it} + g + \delta)$	-0.0660*** (-4.04)	-0.0408* (-2.34)	-0.0319 (-0.0319)	-0.0285 (-0.0285)
Constante	0.550*** (5.63)	1.700*** (12.66)	0.0243 (1.12)	-0.00315 (-0.10)
N	1 463	1 463	1 463	1 463
Nombre de pays	64	64	64	64

Statistique t entre parenthèses; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Tableau 16: Résultats des estimations pour le modèle MG avec des périodes de trois ans.

Variable dépendante :	(17)	(18)	(19)	(20)
$\Delta_3 \log y_{it}$	MG	MG	MG	MG
		avec tendance	démoyenné	démoyenné avec tendance
$\log y_{i,t-1}$	-0.0850*** (-8.08)	-0.192*** (-15.87)	-0.112*** (-10.50)	-0.215*** (-16.73)
$\log s_{it}$	0.0479*** (6.65)	0.0480*** (6.36)	0.0461*** (4.96)	0.0589*** (5.43)
$\log(n_{it} + g + \delta)$	-0.0410** (-3.13)	-0.00217 (-0.15)	-0.0398 (-1.84)	0.00824 (0.39)
Constante	0.590*** (7.09)	1.555*** (14.48)	0.0124 (0.61)	-0.0301 (-0.92)
N	971	961	971	961
Nombre de pays	64	62	64	62

Statistique t entre parenthèses; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Étant donnée la différence entre les coefficients estimés, nous allons effectuer des tests de Wald afin de déterminer si les valeurs obtenues pour la vitesse d'ajustement sont statistiquement différentes pour les périodes de deux et trois ans par rapport à celles de périodes de un an. Les résultats des tests sont présentés respectivement au Tableau 17 et au Tableau 18 dans le cas de l'estimateur de la moyenne de groupe MG.

Tableau 17: Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MG pour des périodes de deux ans.

Modèles	χ^2	p -valeur
MG	7.45	0.0063
MG avec tendance	34.70	0.0000
MG démoynné	7.30	0.0069
MG démoynné avec tendance	95.95	0.0000

Tableau 18: Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MG pour des périodes de trois ans.

Modèles	χ^2	p -valeur
MG	14.71	0.0001
MG avec tendance	71.09	0.0000
MG démoynné	23.68	0.0000
MG démoynné avec tendance	83.32	0.0000

Les Tableau 17 et 18 montrent qu'on rejette, avec un niveau de significativité de 1%, l'hypothèse nulle que les coefficients sont égaux et ce, pour tous les modèles. Par conséquent, on peut conclure que les vitesses d'ajustement obtenues dans le cas de périodes de deux ans et de trois ans pour l'estimateur de la moyenne de groupe sont statistiquement différentes de celles obtenues avec des périodes d'une année.

On trouve aux Tableaux 19 et 20 les coefficients estimés dans le cas du modèle de l'estimateur de la moyenne de groupe avec des effets communs corrélés et lorsqu'on utilise respectivement des période de deux ans et des périodes de trois ans. Également dans ce cas, les vitesses d'ajustement sont inférieures à celles présentées au Tableau 13.

Tableau 19: Résultats des estimations pour le modèle MGECC avec des périodes de deux ans.

Variable dépendante :	(21)	(22)
$\Delta_\tau \log y_{it}$	MGECC	MGECC avec tendance
$\log y_{i,t-1}$	-0.179*** (-10.88)	-0.250*** (-15.04)
$\log s_{i,t}$	0.0369*** (4.07)	0.0545*** (5.63)
$\log(n_{i,t} + g + \delta)$	-0.0392 (-1.67)	-0.0358 (-1.82)
Constante	0.632** (2.95)	1.868*** (8.14)
N	1 463	1 463
Nombre de pays	64	64

Statistique t entre parenthèses; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Tableau 20: Résultats des estimations pour le modèle MGECC avec des périodes de trois ans.

Variable dépendante :	(23)	(24)
$\Delta_\tau \log y_{it}$	MGECC	MGECC avec tendance
$\log y_{i,t-1}$	-0.169*** (-8.82)	-0.236*** (-13.50)
$\log s_{i,t}$	0.0514*** (6.20)	0.0514*** (5.98)
$\log(n_{i,t} + g + \delta)$	-0.0116 (-0.51)	-0.00113 (-0.07)
Constante	0.396 (1.53)	1.737*** (8.43)
N	971	961
Nombre de pays	64	62

Statistique t entre parenthèses ; * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

Nous allons également réaliser des tests de Wald dans le cas de l'estimateur MGECC, pour déterminer si les coefficients obtenus dans le cas de périodes de deux ans et trois ans sont statistiquement différents de ceux obtenus pour des périodes d'une année. Les résultats des tests sont donnés au Tableau 21 et au Tableau 22.

Tableau 21: Résultats des tests de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MGECC pour des périodes de deux ans.

Modèles	χ^2	p -valeur
MGECC	76.85	0.0000
MGECC avec tendance	120.01	0.0000

Tableau 22: Résultats des test de Wald pour l'équivalence des vitesses d'ajustement pour l'estimateur MGECC pour des périodes de trois ans.

Modèles	χ^2	p -valeur
MGECC	65.31	0.0000
MGECC avec tendance	124.82	0.0000

Pour ce modèle, on constate que les vitesses d'ajustement obtenues pour des périodes de deux ans, ainsi que celles pour des périodes de trois ans, sont significativement différentes de celles estimées pour des périodes d'un an. En effet, dans chaque cas, l'hypothèse nulle H_0 de l'égalité des coefficients est rejetée avec un niveau de significativité de 1%.

À la lumière de ces tests, l'utilisation de périodes de temps de deux et trois années laisse envisager que les coefficients estimés par l'approche de Vogel (2013) ne sont pas stables, puisque ceux-ci diffèrent statistiquement et significativement de ceux du modèle impliquant des périodes de temps d'une année.

6.4 Discussion des résultats

Une analyse des résultats obtenus révèle une variabilité assez importante concernant l'estimation de la vitesse de convergence ou d'ajustement des pays appartenant à l'échantillon. À première vue, les vitesses de convergence obtenues en utilisant l'approche classique sont de loin inférieures aux vitesses d'ajustement estimées par l'approche de Vogel. Dans le premier cas, la vitesse de convergence est de l'ordre de 2 % à 4%, selon les méthodes utilisées, entraînant une demi-vie de convergence située entre 17 et 35 ans. Dans le second cas, la vitesse d'ajustement variait entre 13% et 43%, en fonction de l'estimateur de la moyenne de groupe tenant compte des effets communs corrélés ou non et des différentes méthodes, d'où une demi-vie de convergence allant de 2 à 5 ans.

Ces différences constatées impliquent également des conclusions fort différentes concernant le comportement de l'économie des pays. Dans le cas de l'approche classique, une vitesse de convergence plus faible implique que les pays sont relativement éloignés de leur état stationnaire et que ces derniers adoptent un comportement associé à une dynamique transitionnelle plutôt que stationnaire. Les résultats ont également démontrés que l'hypothèse de la convergence absolue ne tenait pas pour cet échantillon. Ainsi, à long terme, les pays plus pauvres ne vont pas nécessairement rattraper, en quelque sorte, les pays plus riches. On constate plutôt la présence de convergence conditionnelle. En fait, chacun des pays possèdent leur propre état stationnaire, qui peut différer entre-eux ou non, et la vitesse de convergence dépend plutôt de la distance séparant le pays de son état stationnaire.

Dans le cas de l'approche classique, rappelons que les coefficients estimés peuvent être affectés par le biais de Nickell (1981) présent lorsque T n'est pas suffisamment grand dans un système dynamique où l'on retrouve une variable dépendante retardée dans le modèle. De plus, l'hypothèse de l'homogénéité des paramètres peuvent également biaiser de manière importante les coefficients estimés si elle ne tient pas face à l'hétérogénéité (Pesaran et Smith (1995)). L'utilisation de la méthode des moindres carrés à variables indicatrices dans ce cas aurait comme effet de surestimer la vitesse de convergence (Durlauf, Johnson et Temple (2005), Bond (2002)). Cependant dans ce cas, l'utilisation de périodes de deux ans, comparativement à des périodes de 5 ans, ont donné des résultats fort similaires, démontrant ainsi la stabilité des coefficients estimés par cette méthode. La présence d'endogénéité et d'effets individuels communs sont également d'autres facteurs pouvant expliquer le biais dans les coefficients estimés (Caselli, Esquivel et Lefort (1996)).

En ce qui concerne l'approche de Vogel, les valeur élevées de la vitesse d'ajustement impliquent que les pays sont en général proches de leur état stationnaire et ont donc un comportement qui lui est associé. Cependant, il faut noter que l'interprétation de la vitesse d'ajustement dans le cas de l'approche de Vogel nécessite certaines mises en garde. En effet, lorsque l'hétérogénéité des coefficients est admise dans les modèles, l'interprétation de la vitesse d'ajustement qui en découle n'est pas la même que celle de la vitesse de convergence dans le cas homogène (Lee, Pesaran et Smith (1997)). Lee, Pesaran et Smith (1998) avance même que, puisque le modèle est basé sur le calcul de la vitesse de convergence pour chacun des pays, alors l'information que l'on peut en tirer ne permet pas de conclure pour l'ensemble des pays. C'est pourquoi, la notion de vitesse d'ajustement telle que considérée dans l'approche de Vogel peut difficilement être comparable à celle de la vitesse de convergence dans l'approche classique.

Shibamoto et Tsutsui (2014), dans leur récent travail, critiquent l'interprétation de la vitesse de

convergence obtenue lorsque des méthodes de panel dynamiques sont employées, comme dans le cas de l'étude de Lee, Pesaran et Smith (1997). Ils indiquent qu'en fait, dans ce contexte, on obtiendrait la vitesse d'ajustement à court terme plutôt que celle à long terme. Ils démontrèrent que le coefficient estimé associé à la variable dépendante retardée ($\log y_{i,t-1}$) ne peut s'interpréter dans un contexte de long terme. Ce dernier correspondrait plutôt à l'ajustement à court terme lorsqu'une économie dévie de son sentier d'équilibre à long terme. Par conséquent, l'obtention d'une vitesse d'ajustement élevée serait naturelle et plausible puisqu'il s'agirait d'une vitesse à court terme et que le retour dans le sentier d'équilibre peut se faire en un temps relativement court. Étant donnée l'utilisation de techniques similaires par Lee, Pesaran et Smith (1997) et Vogel (2013), il est donc possible de remettre en question l'approche de Vogel dans ce contexte dont le but de l'étude était d'évaluer la vitesse d'ajustement pour un échantillon constitué d'économies différentes que ce soient des régions européennes ou bien des pays.

Un autre aspect à considérer concernant l'approche de Vogel est que l'estimateur de la moyenne de groupe est susceptible de posséder un biais notable pour la vitesse de convergence dans le cas d'un T insuffisamment grand (Lee, Pesaran et Smith (1997), Vogel (2013)). En effet, l'estimateur de la moyenne de groupe est sensible au biais de Nickell (1981) (ou de Hurwicz (1950)) dans les modèles dynamiques. Cela pourrait expliquer les vitesses d'ajustement élevées dans ce cas. Notons également que l'utilisation de l'estimateur de la moyenne de groupe, d'après la section 6.3, présente une certaine instabilité des coefficients. En effet, les coefficients estimés dans le cas de périodes de temps de deux ou trois années différent largement de ceux obtenus dans le cas de périodes d'un an. Ces résultats suggèrent que les vitesses d'ajustement élevées obtenues à partir de l'estimateur de la moyenne de groupe MG et relié à l'approche de Vogel (2013), ainsi que de Lee, Pesaran et Smith (1997), découle en partie du fait que l'ajustement aux cycles économiques est capturé par l'utilisation de données annuelles. Les travaux de Shibamoto et Tsutsui (2014) viendraient confirmer cette possibilité. Finalement, remarquons que, comme le mentionnèrent Lee, Pesaran et Smith (1997), l'estimation de la vitesse d'ajustement par la méthode de l'estimateur de la moyenne de groupe souffre de beaucoup d'imprécision.

7 Conclusion

En se basant sur le modèle de Solow, nous avons considéré dans ce travail la croissance économique d'un échantillon de pays en établissant notre analyse selon deux approches : l'une que l'on peut qualifier de classique et l'autre qui est essentiellement celle de Vogel (2013).

Pour l'approche classique, la méthode d'estimation de données de panel avec effets fixes a été utilisée pour étudier la β -convergence associée à l'échantillon de pays. Nous avons d'abord constaté que l'hypothèse de convergence absolue ne tenait pas pour ce dernier, mais que celle de la convergence conditionnelle était vérifiée. Ainsi, nous avons estimé une vitesse de convergence allant de 2.5% à 3.6% selon les modèles et les périodes de temps considérés. Ces valeurs impliquent que pour parcourir la moitié de la distance séparant les économies de leur sentier de croissance équilibré, entre 19 et 28 ans environ sont nécessaires. Les coefficients estimés se sont d'ailleurs révélés stables, c'est-à-dire qu'il y avait peu de différence et qu'on obtenait des résultats similaires lorsque des périodes de 5 ans ou de 2 ans étaient considérées. De plus, dans la plupart des modèles estimés, l'investissement avait un effet positif sur le taux de croissance du PIB per capita, tandis que le taux de croissance de la population avait un impact négatif sur cette variable.

En ce qui concerne l'approche de Vogel, cette dernière était basée sur des modèles économétriques de séries temporelles de panel modernes. En effet, l'avènement de bases de données sur de plus longues périodes nécessitent des techniques plus sophistiquées s'appliquant à des échantillons pour N et T assez grands. La particularité de l'approche de Vogel est de supposer l'hétérogénéité des paramètres, de considérer la non-stationnarité des variables et finalement, de contrôler pour la dépendance en coupe transversale des observations, c'est-à-dire les effets communs non-observés corrélés pour les pays. Pour ce faire nous avons utilisé l'estimateur de la moyenne de groupe (MG) de Pesaran et Smith (1995) ainsi que l'estimateur de la moyenne de groupe avec dépendance en coupe transversale (MGECC) de Pesaran (2006). En particulier, nous avons analysé la relation à long terme de la croissance du PIB, du taux d'investissement et du taux de la croissance de la population.

L'estimation des modèles précédents montre que la vitesse d'ajustement des pays de l'échantillon va de 12.5% à 33.3% pour l'estimateur MG et de 32.3% à 43.2% dans le cas de l'estimateur MGECC. Ces résultats sont supérieurs à ce que l'on retrouve normalement dans la littérature concernant la β -convergence et comparativement à l'approche classique que nous avons employée, mais concordent avec ceux de Vogel (2013) et ceux de Lee, Pesaran et Smith (1997) qui utilisent des techniques similaires. L'implication la plus importante d'une vitesse d'ajustement plus grande est que les pays sont en général, et la plupart du temps, près de leur état stationnaire. En effet, dans le cas de l'estimateur MG il suffit entre 2 et 4 ans pour franchir la moitié de la distance séparant les pays de leur état stationnaire et d'environ 2 ans si on considère l'estimateur MGECC. Finalement, en adoptant des périodes de deux ou trois ans, il a été possible de constater une variabilité des coefficients estimés assez importante, d'où la conclusion de l'instabilité des résultats utilisant ces méthodes. Ces résultats soulèvent la possibilité que les vitesses d'ajustement élevées proviennent du fait que les données annuelles sont susceptibles de capter l'ajustement à court terme aux cycles économiques.

L'analyse des résultats des modèles de l'estimateur de la moyenne de groupe et de celui avec effets communs corrélés révèle que le taux d'investissement a en général un effet positif et significatif sur la croissance économique. En ce qui concerne le taux de croissance de la population, cette variable était significative seulement pour le modèle MG sans variables démoymonnées et pour le modèle MGECC sans tendance linéaire. Dans ces deux cas, le taux de croissance de la population avait un impact négatif sur la croissance, ce qui est d'ailleurs confirmé théoriquement par le modèle de Solow.

Les deux approches présentent ainsi des résultats qui sont diamétralement opposés. Dans le cas de l'approche classique, la vitesse de convergence est petite et indique que les pays sont éloignés de l'état stationnaire et que leur économie est dominée par une dynamique transitionnelle. Pour l'approche de Vogel, la vitesse d'ajustement obtenue est élevée et indique que l'économie des pays est près de leur sentier de croissance équilibré. Rappelons également que la comparaison entre les deux types d'approche peut être délicate, étant donnée que la notion de β -convergence n'a vraisemblablement pas la même signification économique lorsque l'estimateur de la moyenne de groupe est employé (Lee, Pesaran et Smith (1998)).

Les méthodes utilisées dans les deux cas comportent des avantages, mais également des inconvénients. Les coefficients estimés par la méthode de panel avec effets fixes peuvent être biaisés, étant donnée l'endogénéité des variables et la présence d'effets individuels communs (Caselli, Esquivel et Lefort (1996)) ou encore affectés par le biais de Nickell (1981). Les méthodes économétriques de séries temporelles longitudinales utilisées dans l'approche de Vogel permettant l'hétérogénéité des paramètres, le contrôle des effets communs corrélés entre les pays et la considération de variables non-stationnaires, tendent à suggérer que les méthodes d'estimation qui n'en tiennent pas compte risquent de sous-estimer fortement la vitesse d'ajustement des pays vers leur état stationnaire. Cependant, lorsqu'en particulier la période de temps T n'est pas suffisamment longue, les coefficients estimés par l'estimateur de la moyenne de groupe et celui incluant les effets communs corrélés peuvent être fortement biaisés (Lee, Pesaran et Smith (1997), Vogel (2013)). À cela peut s'ajouter aussi le fait que la vitesse d'ajustement obtenue par les méthodes précédentes reflète possiblement une vitesse de court terme plutôt que de long terme (Shibamoto et Tsutsui (2014)). Ceci pourrait remettre en question l'approche de Vogel (2013) d'estimer la vitesse d'ajustement à long terme des régions européennes par l'estimateur de la moyenne de groupe. Cependant, l'obtention de vitesses plus élevées, dans un contexte de court terme, peut être plausible et expliquerait les résultats obtenus. Ces considérations mettent en lumière qu'il est raisonnable de penser que l'approche classique de la croissance économique est somme toute assez solide pour estimer la β -convergence.

Annexes

A Liste des pays

Voici la liste des 64 pays faisant partie de l'échantillon considéré pour ce travail :

Algeria	Grenada	Malta	South Africa
Argentina	Guinea	Marshall Islands	Sri Lanka
Bahamas	Guinea-Bissau	Mauritania	Swaziland
Barbados	Haiti	Mauritius	Syria
Belize	Hungary	Moldova	Tanzania
Benin	Indonesia	Namibia	Thailand
Bermuda	Iraq	New Zealand	Togo
Bolivia	Jordan	Nigeria	Tonga
Brunei	Kenya	Oman	Turkey
Burundi	Korea, Republic of	Pakistan	United Arab Emirates
Cape Verde	Lebanon	Papua New Guinea	United Kingdom
Chile	Lithuania	Samoa	United States
Congo, Dem. Rep.	Luxembourg	Saudi Arabia	Uruguay
Cuba	Madagascar	Seychelles	Vanuatu
Dominican Republic	Maldives	Slovak Republic	Yemen
Gambia, The	Mali	Solomon Islands	Zambia

Bibliographie

- [1] ABEL, A., BERNANKE, B., CROUSHORE, D., AND KNEEBONE, R. *Macroeconomics*, Sixth Canadian ed. Pearson Education Canada, 2012.
- [2] ARELLANO, M., AND BOND, S. Some Tests of Specification for Panel Data : Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations. *The Review of Economic Studies* 58, 2 (1991), 277–297.
- [3] BALTAGI, B. *Econometric Analysis of Panel Data*. John Wiley & Sons, 2013.
- [4] BALTAGI, B., AND KAO, C. Nonstationary Panels, Cointegration in Panels and Dynamic Panels : A Survey. *Syracuse University Center for Policy Research Working Paper*, 16 (2000).
- [5] BAROSSO-FILHO, M., SILVA, R. G., AND DINIZ, E. M. The Empirics of the Solow Growth Model : Long-term Evidence. *Journal of Applied Economics* 8, 1 (2005).
- [6] BARRO, R., AND SALA-I MARTIN, X. *Economic Growth*, 2nd ed. McGraw-Hill Advanced Series in Economics. McGraw-Hill, 2004.
- [7] BARRO, R. J., AND LEE, J.-W. International Comparisons of Educational Attainment. *Journal of Monetary Economics* 32, 3 (1993), 363–394.
- [8] BARRO, R. J., AND LEE, J. W. International Measures of Schooling Years and Schooling Quality. *The American Economic Review* (1996), 218–223.
- [9] BARRO, R. J., AND LEE, J.-W. International Data on Educational Attainment : Updates and Implications. *Oxford Economic Papers* 53, 3 (2001), 541–563.
- [10] BARRO, R. J., AND LEE, J. W. A New Data Set of Educational Attainment in the World, 1950–2010. *Journal of Development Economics* 104 (2013), 184–198.
- [11] BARRO, R. J., AND SALA-I MARTIN, X. Convergence. *Journal of Political Economy* 100, 2 (1992), 223–251.
- [12] BAUM, C. F. Residual Diagnostics for Cross-Section Time Series Regression Models. *The Stata Journal* 1, 1 (2001), 101–104.
- [13] BLUNDELL, R., AND BOND, S. Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models. *Journal of Econometrics* 87, 1 (1998), 115–143.
- [14] BOND, S., LEBLEBICIOĞLU, A., AND SCHIANTARELLI, F. Capital Accumulation and Growth : a New Look at the Empirical Evidence. *Journal of Applied Econometrics* 25, 7 (2010), 1073–1099.
- [15] BROCK, W. A., AND DURLAUF, S. N. What Have We Learned From a Decade of Empirical Research on Growth ? Growth Empirics and Reality. *The World Bank Economic Review* 15, 2 (2001), 229–272.
- [16] CASELLI, F., ESQUIVEL, G., AND LEFORT, F. Reopening the Convergence Debate : A New Look at Cross-Country Growth Empirics. *Journal of Economic Growth* 1, 3 (1996), 363–389.
- [17] CHUDIKA, A., AND PESARAN, M. H. Common Correlated Effects Estimation of Heterogeneous Dynamic Panel Data Models with Weakly Exogenous Regressors. Cesifo working paper no. 4232, CESifo Group Munich, 2013a.
- [18] CHUDIKA, A., AND PESARAN, M. H. Large Panel Data Models with Cross-Sectional Dependence : A Survey. Cesifo working paper no. 4371, CESifo Group Munich, 2013b.

- [19] COCHRANE, J. H. A Critique of the Application of Unit Root Tests. *Journal of Economic Dynamics and Control* 15, 2 (1991), 275–284.
- [20] COHEN, D., AND SOTO, M. Growth and Human Capital : Good Data, Good Results. *Journal of Economic Growth* 12, 1 (2007), 51–76.
- [21] COULOMBE, S. New Evidence of Convergence Across Canadian Provinces : the Role of Urbanization. *Regional Studies* 34, 8 (2000), 713–725.
- [22] COULOMBE, S., AND LEE, F. C. Convergence Across Canadian Provinces, 1961 to 1991. *Canadian Journal of Economics* (1995), 886–898.
- [23] COULOMBE, S., AND TREMBLAY, J.-F. Human Capital and Regional Convergence in Canada. *Journal of Economic Studies* 28, 3 (2001), 154–180.
- [24] COULOMBE, S., AND TREMBLAY, J.-F. Literacy and Growth. *Topics in Macroeconomics* 6, 2 (2006), 1–32.
- [25] DE HOYOS, R. E., AND SARAFIDIS, V. Testing for cross-sectional dependence in panel-data models. *Stata Journal* 6, 4 (2006), 482.
- [26] DE LA FUENTE, A., AND DOMÉNECH, R. Human Capital in Growth Regressions : How Much Difference Does Data Quality Make? Economics Department Working Papers NO. 262. *Working Papers-Organisation for Economic Cooperation and Development Economics Department* (2000).
- [27] DE LA FUENTE, A., AND DOMÉNECH, R. Human Capital in Growth Regressions : How Much Difference Does Data Quality Make? *Journal of the European Economic Association* 4, 1 (2006), 1–36.
- [28] DE LONG, J. B., AND SUMMERS, L. H. Equipment Investment and Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics* 106, 2 (1991), 445–502.
- [29] DRUKKER, D. M. Testing for serial correlation in linear panel-data models. *Stata Journal* 3, 2 (2003), 168–177.
- [30] DURLAUF, S. N., JOHNSON, P. A., AND TEMPLE, J. R. Growth Econometrics. *Handbook of Economic Growth* 1 (2005), 555–677.
- [31] EBERHARDT, M. XTCD : Stata module to investigate Variable/Residual Cross-Section Dependence. Statistical Software Components, Boston College Department of Economics, 2011a. <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457237.html>, Accès : 2014-06-12.
- [32] EBERHARDT, M. MULTIPURT : Stata Module to Run 1st and 2nd Generation Panel Unit Root Tests for Multiple Variables and Lags. Statistical Software Components, Boston College Department of Economics, 2011b. <http://ideas.repec.org/c/boc/bocode/s457239.html>.
- [33] EBERHARDT, M. Estimating Panel Time-Series Models with Heterogeneous Slopes. *Stata Journal* 12, 1 (2012), 61–71.
- [34] EBERHARDT, M., AND TEAL, F. A Common Factor Approach to Spatial Heterogeneity in Agricultural Productivity Analysis. MPRA Paper, University Library of Munich, Germany, 2009.
- [35] EBERHARDT, M., AND TEAL, F. Econometrics For Grumblers : A New Look At The Literature On Cross-Country Growth Empirics. *Journal of Economic Surveys* 25, 1 (2011), 109–155.
- [36] ENGLE, R. F., AND GRANGER, C. W. Co-Integration and Error Correction : Representation, Estimation, and Testing. *Econometrica : Journal of the Econometric Society* (1987), 251–276.

- [37] GREENE, W. H. *Econometric Analysis*, 7th ed. Prentice Hall, 2012.
- [38] HAMILTON, J. D. *Time Series Analysis*. Princeton University Press, Princeton, 1994.
- [39] HERZER, D., AND NUNNENKAMP, P. The Effect of Foreign aid on Income Inequality : Evidence from Panel Cointegration. *Structural Change and Economic Dynamics* 23, 3 (2012), 245–255.
- [40] HURWICZ, L. Least Squares Bias in Time Series. *Statistical Inference in Dynamic Economic Models*, 10 (1950), 365–383.
- [41] IM, K. S., PESARAN, M. H., AND SHIN, Y. Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels. *Journal of Econometrics* 115, 1 (2003), 53–74.
- [42] ISLAM, N. Growth Empirics : A Panel Data Approach. *The Quarterly Journal of Economics* 110, 4 (1995), 1127–1170.
- [43] KAO, C., AND CHIANG, M.-H. On the Estimation and Inference of a Cointegrated Regression in Panel Data. *Advances in Econometrics* 15 (2001), 179–222.
- [44] KAPETANIOS, G., PESARAN, M. H., AND YAMAGATA, T. Panels with Non-Stationary Multifactor Error Structures. *Journal of Econometrics* 160, 2 (2011), 326–348.
- [45] LEE, K., PESARAN, M. H., AND SMITH, R. P. Growth and Convergence in a Multi-Country Empirical Stochastic Solow Model. *Journal of Applied Econometrics* 12, 4 (1997), 357–392.
- [46] LEE, K., PESARAN, M. H., AND SMITH, R. P. Growth Empirics : A Panel Data Approach—A Comment. *Quarterly Journal of Economics* (1998), 319–323.
- [47] MANKIW, N. G., ROMER, D., AND WEIL, D. N. A Contribution to the Empirics of Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics* 107, 2 (1992), 407–437.
- [48] NICKELL, S. Biases in Dynamic Models with Fixed Effects. *Econometrica : Journal of the Econometric Society* (1981), 1417–1426.
- [49] PEDRONI, P. Critical Values for Cointegration Tests in Heterogeneous Panels with Multiple Regressors. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 61, S1 (1999), 653–670.
- [50] PEDRONI, P. Fully Modified OLS for Heterogeneous Cointegrated Panels. *Advances in Econometrics* 15 (2001a), 93–130.
- [51] PEDRONI, P. Purchasing Power Parity Tests in Cointegrated Panels. *Review of Economics and Statistics* 83, 4 (2001b), 727–731.
- [52] PEDRONI, P. Panel Cointegration : Asymptotic and Finite Sample Properties of Pooled Time Series Tests with an Application to the PPP Hypothesis. *Econometric Theory* 20, 3 (2004), 597–625.
- [53] PEDRONI, P. Social Capital, Barriers to Production and Capital Shares : Implications for the Importance of Parameter Heterogeneity from a Nonstationary Panel Approach. *Journal of Applied Econometrics* 22, 2 (2007), 429–451.
- [54] PERSYN, D., AND WESTERLUND, J. Error-Correction-Based Cointegration Tests for Panel Data. *Stata Journal* 8, 2 (2008), 232.
- [55] PESARAN, M. H. General Diagnostic Tests for Cross Section Dependence in Panels. CESifo Working Paper no. 1229, CESifo Group Munich, 2004.
- [56] PESARAN, M. H. Estimation and Inference in Large Heterogeneous Panels with a Multifactor Error Structure. *Econometrica* 74, 4 (2006), 967–1012.

- [57] PESARAN, M. H. A Simple Panel Unit Root Test in the Presence of Cross-Section Dependence. *Journal of Applied Econometrics* 22, 2 (2007), 265–312.
- [58] PESARAN, M. H., AND SMITH, R. Estimating Long-Run Relationships from Dynamic Heterogeneous Panels. *Journal of Econometrics* 68, 1 (1995), 79–113.
- [59] PHILLIPS, P. C., AND MOON, H. R. Linear Regression Limit Theory for Nonstationary Panel Data. *Econometrica* 67, 5 (1999), 1057–1111.
- [60] PHILLIPS, P. C., AND PERRON, P. Testing for a Unit Root in Time series Regression. *Biometrika* 75, 2 (1988), 335–346.
- [61] ROMER, D. *Advanced Macroeconomics*, 4th ed. McGraw-Hill Higher Education. McGraw-Hill, 2012.
- [62] RUDIN, W. *Principles of Mathematical Analysis*, 3rd ed. McGraw-Hill International Editions, 1976.
- [63] SALA-I MARTIN, X. X. The Classical Approach to Convergence Analysis. *The Economic Journal* 106, 437 (1996), 1019–1036.
- [64] SCHAFFER, M. egranger : Engle-Granger (EG) and Augmented Engle-Granger (AEG) cointegration tests and 2-step ECM estimation. <http://ideas.repec.org/c/boc/bocodes457210.html>, 2010. Accès : 2014-06-12.
- [65] SCHWERT, G. EViews 7 User’s Guide II. *Quantitative Micro Software, LLC, Irvine, California* (2009).
- [66] SHIBAMOTO, M., AND TSUTSUI, Y. Note on the interpretation of the convergence speed in the dynamic panel model. *Applied Economics Letters* 21, 8 (2014), 533–535.
- [67] SMITH, A. *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations*. 1776.
- [68] SOLOW, R. M. A Contribution to the Theory of Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics* 70, 1 (1956), 65–94.
- [69] STATA CORP. Stata Time Series Reference Manual Release 13. *College Station, TX : Stata Press* (2013a).
- [70] STATA CORP. Stata Longitudinal-Data/Panel-Data Reference Manual Release 13. *College Station, TX : Stata Press* (2013b).
- [71] STATA CORP. Stata Base Reference Manual Release 13. *College Station, TX : Stata Press* (2013c).
- [72] SWAN, T. W. Economic Growth and Capital Accumulation. *Economic Record* 32, 2 (1956), 334–361.
- [73] VOGEL, J. Regional Convergence in Europe : A Dynamic Heterogeneous Panel Approach. MPRA Paper, University Library of Munich, Germany, 2013.
- [74] WESTERLUND, J. Testing for Error Correction in Panel Data. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 69, 6 (2007), 709–748.
- [75] WOOLDRIDGE, J. M. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*, 2nd ed. The MIT Press, 2010.
- [76] WOOLDRIDGE, J. M. *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT press, 2010.