



Territoires d'industrie : hétérogénéité et convergence ?

Nadine Levratto, Mounir Amdaoud

► To cite this version:

Nadine Levratto, Mounir Amdaoud. Territoires d'industrie : hétérogénéité et convergence ?. 2023. hal-04159844

HAL Id: hal-04159844

<https://hal.science/hal-04159844>

Preprint submitted on 12 Jul 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Territoires d'industrie : hétérogénéité et convergence ?

Mounir Amdaoud

Nadine Levratto

2023-10 Document de Travail/ Working Paper



EconomiX - UMR 7235 Bâtiment Maurice Allais
Université Paris Nanterre 200, Avenue de la République
92001 Nanterre Cedex

Site Web : economix.fr
Contact : secreteriat@economix.fr
Twitter : @EconomixU



Territoires d'industrie : hétérogénéité et convergence

Mounir AMDAOU

EconomiX, CNRS, université Paris Nanterre

Mail : mounir.amdaoud@economix.fr

Nadine LEVRATTO

EconomiX, CNRS, université Paris Nanterre

Mail : nadine.levratto@parisnanterre.fr

Résumé :

L'objectif de cet article est d'explorer la nature des dynamiques de l'emploi dans les territoires d'industrie en France sur la période 2015 à 2020. Deux méthodes d'investigation complémentaires sont déployées. La première s'appuie sur le modèle des chaînes de Markov en vue d'analyser la croissance relative des territoires d'industrie et mesurer les mouvements dans la distribution des taux d'emploi. La seconde, plus récente, teste l'hypothèse de convergence en clubs, elle complète la précédente en précisant et identifiant chacun des territoires faisant l'objet d'une mobilité au sein de la distribution. Les résultats mettent en avant l'hétérogénéité des processus de croissance, la présence de plusieurs clubs de territoires d'industrie évoluant à des rythmes différents ainsi que l'absence d'une trappe à industrie. Ils plaident en faveur de la mise en place de politiques de soutien à l'économie territorialisées.

Mots-clés : Croissance de l'emploi, hétérogénéité territoriale, clubs de convergence, chaînes de Markov

Classification JEL : R11, C14, O42, R15

Abstract:

This article aims to explore the nature of employment dynamics in industrial territories in France from 2015 to 2020. Two complementary methods of investigation are deployed. The first rests upon the Markov chain model to analyse the relative growth of industrial areas and measure movements in the distribution of employment rates. The second, more recent, tests the hypothesis of convergence in clubs and completes the previous one by specifying and identifying each territory subject to mobility within the distribution. The results highlight the heterogeneity of growth processes, show the existence of several clubs of industry territories evolving at different rates and conclude the absence of an industry trap. They plead in favour of implementing policies to support the economy at the territorial level.

Keywords: Employment growth, territorial heterogeneity, convergence clubs, Markov chains

1. Introduction

Lancée à l'automne 2018, l'initiative « Territoires d'industrie » s'inscrit dans une stratégie de l'Etat d'une reconquête industrielle s'appuyant sur le développement des territoires. Elle illustre le changement intervenu vis-à-vis de la déprise industrielle depuis le rapport rendu par Louis Gallois au Premier ministre en 2012, intitulé Pacte pour la compétitivité de l'industrie française (Gallois, 2012) qui a nourri l'inquiétude et la perception de la gravité du déclin de l'industrie française. Intervenant en complément d'autres dispositifs d'aide à l'industrie, individuels et sectoriels notamment (Carré et Levratto, 2011) et faisant suite à des politiques territorialisées (Systèmes productifs locaux, Pôles de compétitivité, etc.), l'initiative Territoires d'industrie se distingue des politiques habituelles de soutien à l'activité industrielle par les trois principes sur lesquels elle repose. D'abord, la démarche est géographiquement ciblée car le soutien est accordé aux entreprises sur les territoires à forts enjeux industriels. Ensuite, le mode de gestion est décentralisé, les projets étant d'abord gérés et animés par les acteurs locaux (industriels, maires, présidents d'EPCI, etc.) et pilotés au niveau de la Région. Enfin, les moyens administratifs, techniques et humains alloués à l'initiative sont concentrés sur les territoires identifiés comme industriels. Pour répondre aux attentes des territoires qui regrettaient l'insuffisance de financements associés, le programme a pris de l'ampleur en 2020 avec la mise en place d'un fonds d'accélération des investissements industriels dans les territoires opéré par Bpifrance et financé par le plan France Relance. Les 146 territoires d'industrie (TI) répertoriés à la fin de l'année 2021 auxquels s'intéresse cette recherche ont été labellisés en fonction de leurs caractéristiques économiques et des projets portés (Granier et Ellie, 2021).

Le programme n'a pas fait l'objet d'évaluation *ex ante* ou *ex post*. Seuls des retours d'expérience ont été collectés dans le cadre d'une enquête lancée à l'été 2021 auprès des Territoires d'industrie (Territoires d'industrie, s.d.). Elle rend compte de la diversité de motivations des porteurs de projets et de la capacité inégale des territoires à faire remonter des fiches projets concourant au renforcement des activités productives. A cette capacité variée à mobiliser localement l'initiative s'ajoutent d'importantes différences révélées par le contenu en emplois dans l'ensemble du tissu économique (emploi total), et deux de ses composantes (emploi dans l'industrie et dans la base compétitive), d'une part et la dynamique temporelle de ces mêmes taux d'emplois de l'autre (Amdaoud et Levratto, 2022). L'objet de cette recherche est de documenter une troisième forme possible d'hétérogénéité qui prévaut parmi les territoires d'industrie en rendant compte de l'impact du dispositif sur l'évolution des territoires. Cette analyse est d'autant plus nécessaire que le programme vient d'être reconduit pour les prochaines années et que des résultats objectivés sont attendus par le gouvernement. Pour ce faire nous proposons de documenter la situation des TI sur la base de critères quantitatifs, d'observer les tendances précédant et suivant l'adoption du programme et, enfin, de projeter leur évolution possible sur les périodes futures.

Dans la mesure où l'initiative territoires d'industrie vise à dynamiser des territoires en renforçant les activités de fabrication et celles des secteurs liés, nous retenons comme indicateur le taux d'emploi relatif. L'indicateur est calculé en rapportant le nombre d'emplois pour chaque périmètre à l'ensemble de la population de l'unité spatiale considérée. Deux

périmètres sectoriels sont considérés afin de rendre compte d'éventuelles différences de trajectoire selon que l'on considère l'ensemble de l'économie, ou l'industrie manufacturière, IAA incluses. La période analysée va de 2014 à 2021 et couvre ainsi la situation des TI avant et après 2018, année de mise en œuvre du programme et les territoires d'industrie sont reconstituées à partir de données d'emploi à l'échelle communale fournies par l'Agence comptable des Organismes de Sécurité Sociale (Acos).

La démarche retenue consiste à mobiliser conjointement des outils d'analyse de la convergence. Comme le rappelle Bourdin (2013), citant Fuss (1999), il y a « convergence lorsque la différence entre des séries statistiques ou leur dispersion se réduit dans le temps ». Cependant, ce principe simple a suscité le développement de nombreuses méthodes permettant de mesurer ce phénomène et les travaux qui les mettent en œuvre présentent souvent des résultats contradictoires du fait des différences de conceptions de la convergence et donc des méthodologies inhérentes à chacune de ces approches. Afin de mettre en évidence l'éventuelle convergence des territoires d'industrie et de tester la robustesse du résultat obtenu, nous mobilisons ici deux méthodes à la fois alternatives et complémentaires. Nous procédons ainsi à l'élaboration d'une hiérarchie des TI à l'aide des chaînes de Markov (Quah, 1993 ; Le Gallo, 2002 ; Schaffar, 2009) qui permettent faire une typologie des TI selon leur contenu en emplois et de calculer des probabilités de transition entre différents types à l'aide de matrices dites de transition. Cette méthode permet de rendre compte de manière précise transformations affectant l'indicateur retenu et donc, la dynamique relative des différents types d'emploi dans les territoires étudiés. Elle est complétée par une étude de la convergence en clubs des TI (Phillips et Sul, 2007) qui permet de rendre compte de l'éventuelle existence d'un phénomène de rattrapage des TI les moins intenses en emploi par rapport aux plus intenses. Elle permet ainsi de saisir la possible existence d'un phénomène global de convergence parmi les Territoires d'industrie ou d'une forme de polarisation de ces derniers au sein de régimes différents qui iraient dans le sens d'une diversité durable de ces territoires.

Les résultats obtenus révèlent quatre phénomènes principaux qui se confirment quel que soit l'indicateur d'intensité en emploi retenu. Au cours de la période d'étude, il n'est pas possible de déceler une convergence globale dans les trajectoires de croissance d'emploi des TI, si bien que les TI faibles en emplois ne semblent pas rattraper les mieux dotés. En revanche, on détecte une nette polarisation des classes d'emplois dans la mesure où il est quasiment impossible à un TI appartenant à une classe faible en emplois de passer à un niveau supérieur. Le troisième phénomène montre une moindre concentration des TI à faible niveau d'emploi par rapport aux TI présentant une intensité en emploi moyenne et forte, excepté pour ce qui concerne l'industrie. Cela rend compte de la forte inertie des trajectoires industrielles à l'échelle locale. Enfin, nous identifions 13 types de TI du point de vue de leur dynamique de l'emploi. Cette hétérogénéité va dans le sens d'une absence de convergence globale et, au contraire, à la persistance des disparités entre les différents types de TI.

Ces résultats conduisent à préconiser des politiques publiques actives visant à rompre les trajectoires spécifiques propres des territoires d'industrie et le processus d'hystérèse qui les caractérise. En effet, faute d'un choc politique marqué, les TI auraient tendance à demeurer sur une trajectoire inscrite dans le passé et les groupes qu'ils composent à persister

dans le temps, ce qui va à contresens des annonces en faveur de l'adoption d'une politique industrielle générale visant à impulser une reprise nationale. Ces politiques doivent également être définies et mises en œuvre à une échelle territoriale fine, chaque territoire d'industrie ayant tendance à suivre sa trajectoire propre.

L'article est structuré de la façon suivante. La section 2 présente des éléments de géographie des territoires industriels. La section 3 propose un rappel méthodologique et présente les techniques utilisées alors que la section 4 discute les résultats des modèles empiriques. La section 5 trace les implications de nos résultats en matière de politiques publiques. Enfin, la section 6 propose des éléments de conclusion.

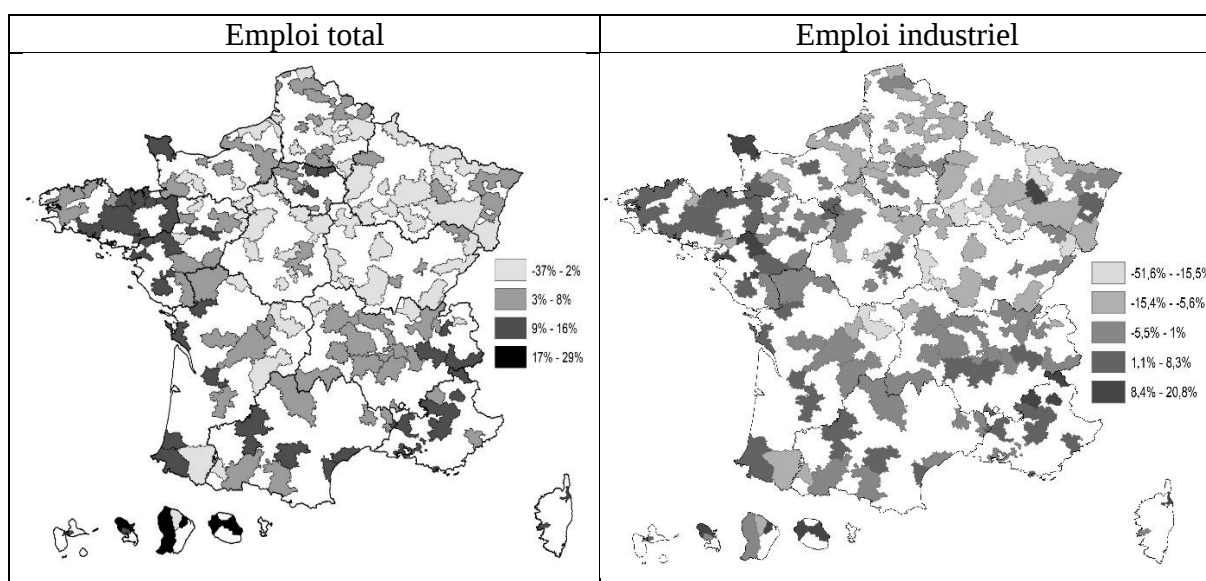
2. La géographie des territoires d'industrie

Les indicateurs permettant de décrire les 146 territoires d'industrie étudiés dans cette recherche sont calculés à partir de données d'emploi décrivant trois périmètres de l'activité économique (emploi total, de la base compétitive et de l'industrie) fournies par l'Agence comptable des Organismes de Sécurité Sociale (Acos). Les TI sont recomposés à partir de la liste des communes couvertes sur la base de leur participation à un projet labellisé par l'Agence Nationale de la Cohésion des Territoires (ANCT). Ils ont un poids considérable de l'industrie nationale : 48,6% des établissements industriels y sont implantés tandis qu'ils emploient 55,73% des salariés de ce secteur ce qui reflète une taille d'établissements supérieure à la moyenne nationale. Tous les TI ne sont pas également orientés vers les activités manufacturières. Par rapport à une moyenne nationale s'établissant à 16,1%, 114 TI présentent un taux supérieur alors que 32 affichent un taux plus faible que la moyenne. Comme précédemment, des territoires situés à l'ouest (Vallée de la Bresle – Vimeu, Segré-en-Anjou, par exemple) et à l'est (Vallée de l'Arve et Haut-Jura) présentent les plus forts taux d'emplois industriels. La carte donne à voir les grands bastions industriels français. A l'est, au nord et dans le centre, les anciennes industries continuent d'occuper une part importante de la main d'œuvre comme dans les territoires de néo-industries situés dans un grand quart nord-ouest. Les TI de l'ancienne région Rhône-Alpes présentent une forte diversité de spécialités. Les TI qui présentent un taux d'emplois industriels inférieur à la moyenne nationale se trouvent dans cette position pour des raisons également diverses. Ainsi, les TI d'Ile-de-France voient la part de l'industrie réduite par la forte présence d'autres activités, le tertiaire supérieur notamment. Il en va différemment du sud-est et la Corse où le commerce, l'hôtellerie-restauration et les services de base sont largement dominants si bien que les TI labellisés présentent une moindre proportion d'emplois industriels, même si des projets spécifiques ont pu y être identifiés.

La présentation de la structure spatiale du nombre de salariés travaillant dans les entreprises industrielles implantées dans les territoires d'industrie détermine fortement celle des taux de variations qui y ont été observées entre 2015 et 2019. En effet, par construction même, le taux relatif de variation habituellement utilisé présente un biais favorable aux petites valeurs. Il n'est donc pas surprenant que les plus fortes variations à la hausse se situent dans le sud et les plus fortes variations à la baisse dans un grand quart nord-est. Les cas des TI d'une ligne allant du Cotentin à l'embouchure de la Garonne (Rochefort, Nord Cotentin,

Saint-Nazaire – Cordemais, Terres de Montaigu) méritent en revanche que l'on s'y attarde car ils sont emblématiques de ces territoires tirés par quelques entreprises leaders qui ont entraîné dans leur sillage des sous-traitants locaux au lieu d'aller systématiquement chercher des fournisseurs plus loin. Les fragilités de ce modèle sont connues (fort recours à l'intérim, fort recours à une main-d'œuvre ouvrière peu qualifiée, épaisseur de l'histoire qui le rend difficilement malléable et transposable), il apporte toutefois la preuve que l'industrie peut se développer dans un pays comme la France et a montré sa capacité de résistance à la crise au cours de l'année 2020.

Figure 1 : Taux de variation du nombre d'emplois salariés (2014-2021)



Note : La variation du nombre d'emplois est calculée comme une différence de log entre les deux années.

Champ : 146 territoires d'industrie de France métropolitaine et DOM.

Source : Acof - Urssaf, 2014-2021.

Cette représentation géographique des taux de variation de l'emploi industriel correspond aux tendances observées pour l'emploi total et celui de la base compétitive¹. Elle interroge sur la diversité des dynamiques de l'emploi et leur caractère transitoire ou pérenne. Pour éclairer cette question, nous recourons à l'analyse de la convergence de ces territoires.

3. Approches empiriques de la convergence des territoires

La notion de convergence a d'abord été utilisée en économie du développement. A la fois ensemble de théories économiques et phénomène statistique montrant que les pays en voie de développement évoluent rapidement et finissent par arriver à un niveau quasi-égal à celui des pays développés, elle reste polysémique (Sarant, 2017). Sa forme moderne doit beaucoup à Baumol (1986) qui introduit l'idée de l'existence de « clubs de convergence » désignant un ensemble de pays présentant des caractéristiques communes, géographiquement proches dont les trajectoires de croissance économique seraient semblables.

3.1. Les différentes formes de convergence

¹ Cartes disponibles sur demande aux auteurs.

La notion de convergence a rencontré un grand succès et a connu de nombreux développements dans des contributions visant à élaborer de nouvelles techniques pour la tester (Baumol, 1986 ; Barro et Sala-i-Martin, 1997) ou dans des applications à différents pays et régions (Sala-I-Martin, 1996 ; Hossain, 2000 ; Persson, 1997). Deux approches de la convergence se distinguent de ces recherches : la β -convergence et la σ -convergence.

La première consiste à conduire à une régression en panel ou en coupe transversale avec la croissance économique comme variable endogène et le niveau de revenu initial comme variable exogène (dans le cas d'une convergence absolue), ou avec en plus d'autres variables conditionnelles (dans le cas d'une convergence conditionnelle). Dans ce cadre, l'obtention d'un effet négatif et significatif de la variable de revenu initial est prise comme une preuve de l'existence d'un phénomène de convergence. La seconde revient à étudier l'évolution d'un indicateur de dispersion, généralement l'écart-type, d'une distribution de revenus par habitant par exemple.

Ces deux méthodes ont suscité plusieurs critiques (Le Gallo, 2002). Pour Sakamoto et Islam (2008), la β -convergence et la σ -convergence donnent seulement des informations sommaires sur la distribution mais elles ne disent rien sur ce qui se produit au niveau de la forme de la distribution. Dans leurs études Quah (1993) et Friedman (1992) montrent que les tests de convergence sont notamment entachés par « l'erreur de Galton ». Une valeur négative du coefficient β n'implique pas nécessairement une réduction de la dispersion dans la distribution des revenus par habitant et, donc, une convergence entre les économies nationales ou régionales considérées². A cela s'ajoutent les différents problèmes d'endogénéité, de variables omises et de multicollinéarité qui peuvent survenir lors de l'estimation. Ainsi, il semble que les méthodes classiques s'avèrent insuffisantes pour tenir compte des différentes sources d'hétérogénéité et de non-linéarité.

Récemment de nouvelles méthodes sont apparues pour remédier à ces problèmes. Dans le cadre de cette recherche nous en retiendrons deux qui se complètent mutuellement et permettent de tenir compte de l'effet de rupture des tendances observées d'analyser les dynamiques intra-distributionnelles des territoires en fonction de leurs performances de croissance entre 2014 et 2021. La première technique utilise les matrices de transition de Markov pour analyser la dynamique et détecter les changements dans la forme de la distribution. La seconde renvoie au modèle de convergence en clubs de Phillips et Sul (2007). Elle enrichit la première en donnant une information précise sur la position de chaque territoire dans la distribution. De plus, cette approche permet de tester l'hypothèse de convergence en dépassant les limites des modèles classiques. L'idée qui la sous-tend est que les pays ou régions qui présentent des caractéristiques structurelles proches peuvent converger vers des équilibres stationnaires différents si leurs conditions initiales sont différentes (Azariadis and Drazen, 1990). Les économies qui se rapprochent du même équilibre permanent forment ainsi un club de convergence (Galor, 1996).

² Dans les travaux récents, une valeur négative du coefficient β est considérée comme une précondition non suffisante pour parler de convergence. Il faut aussi une preuve d'une réduction continue de la dispersion de la distribution dans le temps (Sakamoto et Islam, 2008)

3.1. Les chaînes de Markov

Dans son travail de thèse, Le Gallo définit une chaîne de Markov comme « un processus stochastique dont les probabilités de transition sont des probabilités conditionnelles au passé » (Le Gallo, 2002, p.367). En mobilisant cette méthode, on peut considérer que le taux d'emploi relatif d'une unité spatiale suit un processus de Markov d'ordre 1 si, à partir de la connaissance de son état (E_t) ou niveau à un temps t , on peut prédire ses niveaux futurs sans tenir compte de ses niveaux précédents, antérieurs à t . On parle d'un processus sans mémoire, ce qui signifie que l'ensemble du passé de la période t est réduit à la période $t-1$. Ainsi, la probabilité P_{ij} que le taux d'emploi relatif d'un territoire i se trouvant dans l'état (E_t) à un temps t , passe à un état j à l'instant $t+1$ est formulée comme suit :

$$P_{ij}(t) = P(E_{t+1} = j | E_t = i) \quad (1)$$

Si m est nombre d'états possibles du taux d'emploi relatif d'un territoire à chaque instant t , alors les probabilités P_{ij} variant de 1 à m forment une matrice de transition de taille (m, m) appelée matrice des probabilités de transition ou de passage notée M_t , soit :

$$M_t = \begin{bmatrix} P_{11,t} & P_{12,t} & \dots & P_{1m,t} \\ P_{21,t} & P_{22,t} & \dots & P_{2m,t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1,t} & P_{m2,t} & \dots & P_{mm,t} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Cette matrice varie dans le temps ; autrement dit, on dispose d'une matrice de transition pour chaque période t . Si les probabilités de transitions sont stationnaires ou constantes dans le temps, alors $M_t = M$ pour tout t . En d'autres termes, l'ensemble de la période est résumé par une seule matrice de transition, on écrit alors $P_{ij}(t) = P_{ij}, \forall t$. On parle alors d'une chaîne de Markov homogène.

Cette matrice permet de représenter l'évolution de la distribution des probabilités de chaque état du taux d'emploi relatif. La probabilité des possibilités de provenance d'une unité spatiale située dans la classe j , en $t+1$ s'écrit de la façon suivante :

$$P(E_{t+1} = j) = \sum_i^m P(E_{t+1} = j | E_t = i) \times P(E_t = i) \quad (3)$$

En définissant un vecteur-ligne F_t de taille m comportant les probabilités de chaque état à l'instant t , à savoir $F_{t,1} = P(E_t = i)$. Par conséquent en $t+1$, on obtient :

$$F_{t+1,j} = \sum_i^m P_{ij} F_{t,i} \quad (4)$$

ce qui découle sur l'égalité matricielle suivante :

$$F_{t+1} = M \times F_t \quad (5)$$

Dans ces conditions, on peut conclure que la distribution d'une chaîne de Markov est fonction de sa matrice de transition et de sa loi initiale, ce qui s'écrit comme suit :

$$F_t = M^t \times F_0 \quad (6)$$

avec M^t , la matrice des probabilités de passage de la position i à la position j en t périodes et F_0 le vecteur de probabilités en temps 0.

Lorsque t tend vers l'infini dans l'équation (6), on obtient une distribution limite ou stationnaire³, notée $w = (w_1 \ w_2 \ \dots \ w_m)$. Cela signifie que la probabilité que le taux d'emploi relatif d'un territoire se retrouve dans l'état i tend vers w_i lorsque le temps tend vers l'infini et ce, quel que soit son état initial.

Kemeny et Snell (1976) montrent également que l'on peut, en présence d'une matrice régulière, calculer une matrice des temps de passage, notée M_p . Cette dernière indique les temps moyens espérés qu'une unité spatiale passe de l'état i à l'état j pour la première fois. Elle est prise la forme suivante :

$$M_p = (I_k - Z + SS'Z_{dg})D \quad (7)$$

où I_k désigne la matrice d'identité d'ordre m , Z la matrice fondamentale (avec $Z = [I_k - M + M^*]^{-1}$) et M^* la matrice limite. S , le vecteur somme d'ordre m , Z_{dg} , dérive de Z en posant les éléments hors de la diagonale à zéro. Pour finir, D est une matrice diagonale de dimension (m, m) dans laquelle les éléments de la diagonale sont égaux à $1/m_j^*$.

3.2. La convergence de clubs : le modèle de Phillips et Sul

Le point d'entrée de Phillips et Sul (2007, 2009) est une décomposition innovante de la forme conventionnelle en données de panel de la variable d'intérêt. En effet, la variable X_{it} peut être décomposée comme suit :

$$X_{it} = g_{it} + a_{it} \quad (8)$$

Dans cette équation, g_{it} désigne les composantes systémiques (y compris les composantes permanentes communes) et a_{it} les composantes transitoires. Pour distinguer entre les composantes communes et les composantes idiosyncratiques, les auteurs transforment l'équation (8), pour tout i et t comme suit :

$$X_{it} = \left(\frac{g_{it} + a_{it}}{\mu_t} \right) \mu_t = \delta_{it} \mu_t \quad (9)$$

où δ_{it} est l'élément idiosyncrasique systématique et μ_t est le facteur commun, les deux pouvant évoluer dans le temps. Plus précisément, δ_{it} renseigne sur la distance idiosyncratique entre la partie systématique de X_{it} et la tendance du facteur commun μ_t . Pour examiner la convergence des territoires, l'estimation du paramètre δ_{it} joue un rôle prépondérant. Or celle-ci est impossible sans imposition de nouvelles restrictions et hypothèses. Pour dépasser cet écueil, Phillips et Sul proposent de construire une composante relative de transition en neutralisant l'effet du facteur commun μ_t de la façon suivante :

³ Cette particularité est formulée dans le théorème de Kemeny et Snell (1976) qui démontre l'existence d'un vecteur d'état limite F^* quand le nombre de transitions est conséquent et que la chaîne de Markov est régulière. On parle ainsi d'une chaîne de Markov ergodique, c'est-à-dire que tout état qui la compose est atteignable à partir de tout autre état (Schaffar, 2009).

$$h_{it} = \frac{X_{it}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{it}} = \frac{\delta_{it}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{it}} \quad (10)$$

h_{it} est le coefficient relatif de transition, il mesure le coefficient δ_{it} en rapport à la moyenne du panel au temps t . il indique le chemin de transition du territoire i par rapport à la moyenne du panel. Il peut s'interpréter de deux manières, tout d'abord comme une mesure de la trajectoire individuelle par rapport aux autres territoires ou économies et ensuite, une évaluation des écarts relatifs de l'économie i par rapport au sentier de croissance commun μ_t . En présence de convergence, le coefficient h_{it} manifeste deux propriétés intéressantes. Premièrement, sa moyenne en coupe transversale vaut 1 de par sa construction. Deuxièmement, sa variance en cross-section tend vers 0 lorsque δ_{it} converge vers δ quand t tend vers l'infini, ce qui s'écrit comme suit :

$$H_{it} = \frac{1}{N} \sum_i^N (h_{it} - 1)^2 \rightarrow 0 \text{ si } \lim_{t \rightarrow \infty} \delta_{it} = \delta, \forall_i \quad (11)$$

Pour construire le test de convergence, Phillips et Sul (2007, 2009), proposent une spécification semi-paramétrique sous cette forme :

$$\delta_{it} = \delta_i + \sigma_{it} \xi_{it}, \text{ avec } \sigma_{it} = \frac{\sigma_i}{L(t) t^\alpha}, t \geq 1 \text{ et } \sigma_{it} > 0, \forall_i \quad (12)$$

où δ_i est fixé, ξ_{it} est une variable iid $N(0,1)$, σ_i est un paramètre d'échelle idiosyncrasique, $L(t)$ est une fonction qui varie peu telle que $L(t) \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow \infty$ et α est le taux de convergence. En posant $L(t) = \log(t)$, les auteurs montrent que l'on peut prendre en charge la présence de sous-groupes de convergence dans l'échantillon global. Ainsi, l'hypothèse nulle de convergence peut s'écrire suivant la formulation suivante :

$$H_0 : \delta_i = 0 \text{ et } \alpha \geq 0 \text{ contre } H_1 : \delta_i \neq \delta \text{ pour tout } i \text{ ou } \alpha < 0 \quad (13)$$

Cette hypothèse peut être testée par un modèle de régression «log t » comme suit :

$$\log(H_1/H_t) - 2 \log(\log(t)) = \hat{\alpha} + \hat{b} \log(t) + \hat{u}_t, \text{ pour } t = [rT], [rt]+1, \dots, T \text{ avec } r > 0 \quad (14)$$

Le test se déroule en trois phases, dans la première, le ratio de vraisemblance en coupe transversale (H_1/H_t) est créé. Dans la seconde phase, on estime les paramètres de l'équation (14). Phillips et Sul montrent que la valeur $\hat{b} = 2 \hat{\alpha}$, quant au paramètre r , il sert à écarter une partie de la série temporelle pour que le test se base davantage sur ce qui se déroule lorsque l'échantillon devient plus important, puisque plus il est petit plus la puissance du test est élevée. Dans la troisième et dernière phase, un test robuste t d'autocorrélation et d'hétéroscédasticité en utilisant $\hat{b}$ est conduit pour tester l'inégalité de l'hypothèse nulle $\alpha \geq 0$. Cette hypothèse nulle de convergence est en conséquence rejetée au seuil de signification de 5% si $t_{\hat{b}} < -1,65$. Le rejet de cette hypothèse pour l'ensemble des individus de l'étude n'implique pas directement l'existence d'une divergence, ce qui fait toute la nouveauté de cette approche. Il peut en effet y avoir d'autres scénarios comme l'existence de différents clubs de convergence ou la présence d'un certain nombre d'individus divergents dans l'ensemble de l'échantillon. Pour identifier les membres de chaque club ou groupe,

Phillips et Sul (2007) ont développé un algorithme de regroupement fondé sur une succession de régression $\log t$. La procédure se déroule sur en cinq phases successives.

Phase 1. Classement des individus

Dans cette phase, les individus sont rangés de manière décroissante selon la dernière observation du panel. En cas de forte volatilité des données, le classement peut être conduit sur la base de la moyenne de la série temporelle de la dernière fraction de l'échantillon (un demi ou un tiers par exemple).

Phase 2. Formation du groupe central

Dans cette phase, il s'agit d'identifier le groupe principal G_k en sélectionnant les k premiers individus ($2 \leq k < N$) de telle sorte que la statistique de la régression $\log t$, $t_k > -1,65$. La taille du groupe principal est définie en maximisant t_k dans k suivant la condition suivante :

$$k^* = \arg \max_k \{t_k\} \text{ sous réserve de } \min\{t_k\} > -1,65 \quad (15)$$

Si la condition $t_k > -1,65$ n'est pas respectée pour $k= 2$ (les deux premières individus), il faut alors supprimer le premier individu et répéter la même opération. Si aucune des unités choisies ne satisfait la condition, on conclut qu'il n'y a pas de clubs de convergence et que l'échantillon diverge.

Phase 3. Filtrage des individus pour l'adhésion au club

Cette étape consiste à former un groupe complémentaire $G_{k^*}^c$ comprenant tous les individus non inclus dans le groupe central G_{k^*} . Un individu complémentaire est alors ajouté au groupe central, puis une régression $\log t$ est menée pour apprécier la valeur de la statistique t . Ainsi, si la statistique dépasse une valeur critique c^* , l'individu est inclus dans le groupe central. Dans ce cadre Phillips et Sul (2007, 2009) suggèrent de fixer $c^*=0$ lorsque le nombre de période T est faible ($T < 50$) alors qu'ils proposent la valeur asymptotique significative à 5% : -1,65 pour des périodes plus longues.

Phase 4. Récursivité et règle d'arrêt

Dans cette quatrième étape, un autre groupe est construit avec les individus restants ayant obtenu une statistique t plus faible que la valeur critique dans l'étape 3. La convergence est testée par une régression $\log t$. Si la statistique t est supérieure à -1,65 alors le sous-groupe constitue un club de convergence, dans le cas inverse, les phases 1 à 3 sont répétées en vue de dégager de nouveaux clubs de convergence.

Phase 5. Fusion des clubs

Suivant l'adaptation proposée par (Du, 2017), il s'agit ici de fusionner les clubs respectant conjointement l'hypothèse de convergence. Il faut d'abord exécuter le test $\log t$ sur les clubs initiaux 1 et 2, et, s'ils respectent de manière conjointe l'hypothèse de convergence, les fusionner pour former un nouveau groupe 1. On reproduit alors le test de convergence conjointe du nouveau club avec le club initial 3. Si celui-ci n'est pas vérifié, il faut effectuer

le test sur les clubs initiaux 2 et 3 e ainsi de suite jusqu' à ce qu'aucun club ne puisse plus être fusionné. Cela aboutit *in fine* à une classification avec le plus petit nombre de clubs de convergence.

4. Résultats empiriques

Cette partie rend compte des résultats de l'application des méthodes précédemment présentées aux territoires d'industrie qui deviennent alors l'unité spatiale de référence de l'analyse. Les résultats sur le périmètre de l'emploi total sont présentés en détail, ceux de l'emploi dans l'industrie manufacturière étant commentés par comparaison. Comme dans la section 2, les données d'emploi sont celles de l'Acoss.

4.1. La hiérarchie des TI

L'emploi de la méthode des chaînes de Markov nécessite une étape préalable de discrétisation de la distribution des taux d'emploi relatifs à la moyenne nationale. Suivant la démarche Quah (1993) et Le Gallo (2002), nous classons d'abord les TI en cinq classes présentant le même nombre d'individus⁴. Elles sont reprises dans la première colonne du tableau 1 : la classe 1 contient les plus petits TI présentant un taux d'emploi de près de 76% de la moyenne nationale, la classe 2 des TI dont le taux d'emploi est compris entre 76% et 88% de la moyenne nationale⁵, la classe 3 des TI avec un taux d'emploi compris entre 88% et 103% de la moyenne nationale, la classe 4 des TI présentant un taux d'emploi situé entre 103% et 120% du niveau moyen national et enfin classe 5 regroupe les plus grands TI avec un taux d'emploi supérieur à 120% de la moyenne nationale. L'estimation de la matrice de transition est réalisée suivant la méthode du maximum de vraisemblance. Cela revient à calculer la probabilité P_{ij} pour qu'un TI passe de la classe i à la classe j au bout d'une période d'un an⁶. Notre base d'analyse s'étale sur cinq années et présente donc quatre transitions. Le nombre total d'occurrence est de 1022 (cf. colonne 9 du tableau 1).

La matrice de transition sur la période 2014-2021 est donnée par les colonnes 4 à 8 du tableau 1. L'analyse de ce dernier relève différents constats sur la caractéristique de la dynamique de transition des TI. Tout d'abord, les résultats montrent que les probabilités situées sur la diagonale principale sont particulièrement élevées. Il y a au moins une probabilité de 89,13% de rester dans la même classe, et cela quelle que soit la classe de départ. La classe 5 domine les éléments de la diagonale mais l'écart avec les autres classes ne semble pas très important. Il apparaît donc que les classes inférieures et supérieures ont tendance à consolider et à maintenir leurs positions respectives dans le temps. Cette faiblesse des déplacements interclasses peut également exprimer un mouvement de convergence au

⁴ Des examens complémentaires ont été menés en utilisant des matrices de transition avec d'autres nombres de classes. Les tests montrent que nos principaux résultats se maintiennent et sont donc robustes au choix de discrétisation.

⁵ Le taux d'emploi moyen des classes 1 et 2 est inférieur à celui de la moyenne ou de la médiane de l'ensemble de notre distribution, qui sont respectivement de l'ordre de 23,73% et 22,59%.

⁶ Lorsque les probabilités de transition sont stationnaires ou invariantes, Anderson et Goodman (1957, p.92) montrent que l'estimateur du maximum de vraisemblance se calcule par la formule qui suit $\hat{p}_{ij} = n_{ij}/n_i$ où n_{ij} est le nombre de TI qui passent de la classe i à la classe j après une délai d'un an et n_i est l'effectif total de la classe i sur les T transitions.

sein même des classes. Ainsi, on peut considérer que, sur la période étudiée, la hiérarchie des TI présente une nature relativement statique.

Le second résultat indique que le niveau des probabilités de transition ascendantes est plus important que celles qui sont descendantes. Les probabilités de mouvement ascendant sont plus fortes pour les TI présents dans les classes supérieures (classes 3 et 4) et la classe 1, ce qui signale une disposition de ces territoires à monter dans la hiérarchie et à changer de classe. En revanche, les probabilités de mouvement descendant sont plus faibles en cas de mobilité de classe 5 à 4 et de la classe 3 à 2. Cela signifie que les petits et moyens TI peuvent plus facilement perdre leur position et se déplacer vers classes inférieures.

Tableau 1 : Matrice de transition des territoires d'industrie (2014-2021)

Classes	Taux d'emploi	$t_i \setminus t_{i+1}$	C1	C2	C3	C4	C5	N
C1 : $T \leq 0,76$ [29]	2,14% - 17,94%	C1	89,13%	10,87%	0,00%	0,00%	0,00%	184
C2 : $0,76 < T \leq 0,88$ [29]	18,02% - 20,80%	C2	4,59%	91,74%	3,67%	0,00%	0,00%	218
C3 : $0,88 < T \leq 1,03$ [30]	20,87% - 24,44%	C3	0,00%	1,93%	91,79%	5,8%	0,48%	207
C4 : $1,03 < T \leq 1,20$ [29]	24,60% - 28,27%	C4	0,00%	0,00%	2,93%	93,66%	3,41%	205
C5 : $T > 1,20$ [29]	28,57% - 82,36%	C5	0,00%	0,00%	0,00%	0,96%	99,04%	208

Note : Les chiffres entre crochets indiquent le nombre des TI dans les classes initiales à l'année 2014.

Lorsqu'on élève la matrice de transition présentée plus haut à la puissance 4, tous ses éléments deviennent non nuls. Cela implique que notre matrice est régulière. Cette propriété est fondamentale pour déterminer la vitesse de mobilité interclasse et la distribution ergodique ou de long terme.

La matrice des temps moyens de premier passage est donnée par le tableau 2, elle permet d'estimer le temps moyen nécessaire pour qu'un TI de la classe i atteigne la classe j pour la première fois. On relève que les petits TI mettent moins de temps à rejoindre des classes supérieures (en moyenne 9 ans pour passer de C1 à C2 et 38 pour passer de C2 à C3) que les grands (49 ans pour passer de C4 à C5). Lorsqu'on explore les mouvements descendants, les temps de passage présentent une relation inverse à la taille des TI. En effet, il faut en moyenne 104 ans pour qu'un TI de la classe 5 descende en classe 4 mais 488 ans pour qu'un TI de la classe 2 passe en classe 1. Il apparaît donc que la durée des temps moyens de passage dans le cas de mobilité ascendante est inférieure à celle des mobilités descendantes. Enfin, les temps moyens de premier retour sont décroissants : il faut un an pour qu'un TI rejoigne la cinquième classe après l'avoir quittée alors que qu'un TI de la classe 2 repassera dans la première classe 54 ans après en être sorti.

Tableau 2 : Matrice des temps des transitions des territoires d'industrie (2014-2021)

$t_i \setminus t_{i+1}$	C1	C2	C3	C4	C5
C1	[54]	9	47	83	121
C2	488	[22]	38	74	112
C3	1071	583	[12]	35	73
C4	1226	738	155	[5]	49
C5	1330	842	259	104	[1]

Note : Les éléments entre crochets indiquent le temps moyen de premier retour, où celui-ci implique de rester un an dans la classe ou retourner la première fois dans cette classe après l'avoir quittée la première année.

Le tableau 3 présente la distribution ergodique de notre matrice de transition. Elle sert à la fois à identifier les formes de convergence des TI sur la période étudiée et à renseigner sur l'équilibre territorial de long terme (Le Gallo, 2002). A la fin du processus de mobilité la distribution ne se réduit pas à une seule classe, ce qui invalide l'hypothèse de convergence. Néanmoins, on constate une concentration significative dans les classes supérieures, ce qui peut révéler la présence de différents clubs de convergence. Le poids de la classes 5 augmente fortement (près de 68%) alors que celui des classes inférieures et dans une moindre mesure de la classe moyenne diminue considérablement. Cette dernière affiche une croissance relative de l'emploi nettement supérieure à celle des autres classes. En effet, un peu plus des deux tiers de la distribution est concentré dans la classe 5 contre légèrement moins d'un quart dans la distribution initiale.

Tableau 3 : Etat stationnaire de la taille des territoires d'industrie

	C1	C2	C3	C4	C5
Etat initial	19,86%	19,86%	20,55%	19,86%	19,86%
Etat ergodique	1,85%	4,38%	8,33%	17,85%	67,59%

Le résultat précédent fait apparaître une forme de polarisation ou de multi-polarisation autour des TI de taille moyenne, grande et très grande, ce qui renforce l'hypothèse de l'existence de différents clubs de convergence. Les fortes probabilités ascendantes et la distribution ergodique montrent assez bien une relative forme de convergence entre les TI appartenant aux classes inférieures et moyennes et ceux des classes supérieures. Si l'on utilise le taux d'emploi industriel à la place du taux d'emploi total⁷, la matrice de transition (cf. Figure A1) montre que la probabilité de se maintenir dans sa classe est extrêmement forte. Plus de 98% des TI appartenant à la classe 2 ne changent pas de situation. De plus, les probabilités de mobilités ascendantes sont plus faibles que celles des mobilités descendantes. Ce résultat contraste avec les résultats obtenus dans la matrice du tableau 1. La distribution ergodique (cf. Tableau A1) se réduit aux classe 1 et 2, ce qui implique qu'il y a une

⁷ Les résultats détaillés sont disponibles sur simple demande aux auteurs.

convergence vers deux niveaux de taux d'emploi industriel. Cet état d'équilibre est en deçà de la moyenne⁸.

3.2. Identification des clubs de convergence

La technique de club de convergence vient en complément à celle des chaînes de Markov. Elle présente l'avantage de déterminer de manière précise les individus constitutifs de chaque groupe et de caractériser leur dynamique au sein du groupe et par rapport aux autres groupes. L'algorithme de Phillips et Sul (2009) sur lequel elle repose est ici appliqué⁹ suivant les étapes décrites dans la partie méthodologie. Les résultats obtenus sont reportés dans le tableau 4. On retrouve dans ce dernier la classification initiale, les tests de fusion ainsi que la classification finale.

Les tests de fusion sont réalisés sur la classification initiale comprenant 18 clubs. Seuls 12 clubs non convergents¹⁰ (1+2, 2+3, 5+6, 6+7, 7+8, 8+9, 9+10, 10+11, 11+12, 14+15, 16+17 et 17+18) sont recensés. La troisième colonne du tableau 4 fournit la classification finale qui comprend 12 clubs et un groupe de TI qui ne convergent pas ce qui prouve l'existence d'une convergence en club dans la structure des TI.

Les noms TI sont détaillés dans la figure 1 suivant leur appartenance à un des clubs/groupes précédemment identifiés dans l'analyse. Les clubs du centre (clubs 6 à 10) comptent le plus grand nombre d'individus. Le niveau d'emploi décroît au fur et à mesure que l'on descend vers les derniers clubs ; Il est, en moyenne, de 43% dans le club 1, de 24% dans le club 7 et de 14% dans le club 12.

Le calcul de la taille moyenne relative des TI obtenue en calculant le ratio entre le taux d'emploi moyen du TI sur la période et la moyenne de l'emploi du club d'appartenance sur la période, fournit des informations complémentaires sur l'évolution des TI. Les 82 TI dont le nom est écrit en gras dans la figure 1 font partie des 141 que comptent les 12 clubs finaux présentant un ratio supérieur à 1. Ils présentent donc un taux d'emploi moyen supérieur à celui de leur club d'appartenance. Les clubs 2, 7 et 12 sont ceux dans lesquels les TI dont le ratio de taille moyenne relative par club est supérieur à un (respectivement 75%, 67% et 75%) est le plus important. La part la plus faible est observée dans le club 13 (46%). Parmi les TI les plus vulnérables, on recense Pays Nord Martinique et Saint-André dans le club 12, Cayenne dans le club 7, le Port dans le club 6 et Libournais dans le club 10.

Les figures 2 et 3 complètent les informations précédentes. Le graphique de la figure 2 met en lien le taux d'emploi (en logarithme) de la période finale par rapport à la période de base. La distance entre la ligne à 45° et chaque point renseigne sur le taux de croissance de la période. Les taux de croissance du Club 2 sont nettement plus élevés que ceux des autres sur la période finale tandis que les taux d'emploi initiaux de certains TI du Club 2 sont inférieurs à ceux du club 3. On observe des trends analogues entre les clubs 3 et 4, 5 et 6, etc. Dans la plupart des groupes, à l'exception des clubs 1 à 4, sont présents des TI dont la variation de

⁸ En effet, la classe 2 comprend des TI dont le taux d'emploi est compris entre 56% et 86% de la moyenne nationale, ce qui correspond à un taux d'emploi dans l'industrie entre 3% et 5%.

⁹ On utilise ici les données du taux d'emploi des TI sur la période allant de 2014 à 2021.

¹⁰ Le test log t est non significatif pour ces clubs.

l'emploi est négative. On est donc bien confronté à une diversité de trajectoires des TI avec, d'un côté, avec des TI à mobilité ascendants et de l'autre côté des TI qui régressent vers des clubs de taille inférieure.

La figure 3 explore l'hypothèse de β -convergence dans le cas de la croissance du taux d'emploi sur la période 2014-2021. La corrélation entre le taux de l'emploi moyen des 146 TI et leur niveau initial en début de période est négative. Cette dernière est également confirmée par l'estimation économétrique (cf. note de la figure 3) qui dégage un paramètre β avec un signe négatif et statistiquement significatif. Le nombre réduit d'individus dans chaque club ne permet pas de répliquer cette analyse par club et, donc, de repérer la possible hétérogénéité intragroupe. Le graphique donne donc quelques indications sur la convergence mais reste difficile à commenter sans tests statistiques.

Tableau 4. Classification des clubs de convergence

Classification initiale	Test de fusion des clubs										Classification finale
Club 1[2] 8.99 (2.74)	Club 1+2 -0.69 (-14.80)										Club 1[2] 8.99 (2.74)
Club 2 [4] 1.25 (4.49)	Club 2+3 -0.55 (-15.48)										Club 2 [4] 1.25 (4.49)
Club 3 [4] 0.63 (4.12)	Club 3+4 0.54 (3.58)										Club 3 [9] 0.57 (3.97)
Club 4 [3] 0.10 (0.75)	Club 4+5 0.43 (3.77)										Club 4 [4] 1.34 (4.28)
Club 5 [2] 4.42 (3.82)	Club 5+6 -0.96 (-31.07)										Club 5 [6] 0.19 (1.37)
Club 6 [4] 1.34 (4.28)	Club 6+7 -0.35 (-4.88)										Club 6 [18] 0.10 (0.81)
Club 7 [6] 0.19 (1.37)	Club 7+8 -0.18 (-1.89)										Club 7 [24] 0.15 (1.18)
Club 8 [18] 0.10 (0.81)	Club 8+9 -0.35 (-5.27)										Club 8 [14] 0.01 (0.10)
Club 9 [24] 0.15 (1.17)	Club 9+10 -0.27 (-3.46)										Club 9 [19] 0.09 (0.70)
Club 10 [14] 0.01 (0.10)	Club 10+11 -0.40 (-5.52)										Club 10 [28] -0.14 (-1.46)
Club 11 [19] 0.09 (0.69)	Club 11+12 -0.21 (-2.42)										Club 11 [5] -0.09 (-0.73)
Club 12 [13] 0.37 (2.27)	Club 12+13 -0.07 (-0.71)										Club 12 [8] 0.05 (0.57)
Club 13 [13] 0.15 (1.09)	Club 13 + 14 0.12 (0.95)										
Club 14 [2] 9.30 (2.58)	Club 14 + 15 -0.24 (-2.35)										
Club 15 [2] -0.04 (-0.33)	Club 15 + 16 -0.09 (-0.73)										
Club 16 [3] 0.11 (0.82)	Club 16 + 17 -0.21 (-3.70)										
Club 17 [8] 0.05 (0.57)	Club 17 + 18 -1.05 (-27.19)										
Club 18 [5] -0.97 (-21.21)											Groupe 13 [5] -0.97 (-21.21)

Note : Le nombre de TI dans chacun des clubs est signalé entre crochets. La valeur entre parenthèse fait référence à la statistique t.

Figure 1 : Clustering et club de convergence :146 TI sur période 2014-2021

Club 1 [2]

Versailles - Saclay, Aix-Marseille-Provence

Club 2 [4]

Caen Industrie, Pôle métropolitain Le Mans-Sarthe, Terres de Montaigu, CAB - Marana-Golo

Club 3 [9]

Centre de la Martinique, **Boucle Nord de la Seine, Grand Roissy**, La Roche-sur-Yon, Saint-Nazaire – Cordemais, **Vendée Est, Niort Haut-Val-de-Sèvre, Grand Annecy, Vallée de l'Arve**

Club 4 [4]

Grand-Orly Seine Bièvre, Grand Chalon, Amiens - Albert-Méaulte, Bassin de Sablé-sur-Sarthe - La Flèche

Club 5 [6]

Cergy - Ouest 95, **Beauvaisis, Compiègne, Vallée de la Maurienne, Pays de Grasse - Sophia Antipolis – Cannes, Ajaccio**

Club 6 [18]

Le Port, Évry-Corbeil – Villaroche, **Berry Sologne, Issoudun-Châteauroux, Grand Dole, Yonne industrielle, Axe Seine, Nord Cotentin, Alsace centrale, Bazancourt-Pomacle, Choletais-Mauges, Fougères – Vitré, Saint-Brieuc Baie d'Armor, Finistère, Limoges Métropole Elan, Pays Basque, Avignon-Sorgues-Cavaillon-Ventoux**, Haute vallée de la Durance

Club 7 [24]

Cayenne, Nord Franche-Comté, Collines de Normandie, Boulonnais - Calais, Dunkerque, Vallée de la Bresle - Vimeu, Alsace bossue - Saverne - Sarrebourg - Nord Alsace, Bassins de Langres - Chaumont, Troyes - Bar-sur-Aube, Ancenis Châteaubriant, Pays de Château-Gontier, **Vallée de l'Huisne**, Dinan - Saint-Malo, Pays de Lorient, Pontivy - Ploërmel - Loudéac, **Angoulême Cognac, Lacq-Pau - Tarbes**, Pays Adour Landes océanes, **Ardèche Drome, Bourg-en-Bresse**, La Tour du Pin - Grésivaudan, **Roanne - Tarare, Vienne Condrieu**, Gap-Tallard-Buëch

Club 8 [14]

Nevers Val de Loire, Flandre - Saint-Omer, **Hainaut-Douais-Cambrésis, Sud Alsace, Mayenne, Segré-en-Anjou, Grand Châtelleraut, Aurillac - Figeac - Rodez**, Narbonne, **Montluçon**, Oyonnax - Bugey Sud - Plaine de l'Ain - Pays Bellegardien - Pays de Gex, Puy-en-Velay - Jeune Loire, Toulon-Provence-Méditerranée, Vallée de la Durance

Club 9 [19]

Montereau - Nemours, Nord Est 77 - Meaux, **Seine Aval - Mantes, Montargois-en-Gâtinais - Giennois, Ouest Saône-et-Loire, Lisieux Industrie, Sud Manche**, Béthune-Bruay, **Saint-Quentinoise - Tergnier - Est Somme, Nord Est Ardenne, Vitry-le-François - Saint-Dizier - Bar-le-Duc - Bassin de Joinville, Vosges, Saumur Val de Loire, Pays de Redon, Bassin de Brive - Périgord, Béziers-Sète**, Castres - Revel - Castelnaudary, Gard Rhodanien-Pont du Gard, Riom - Vichy

Club 10 [28]

Kourou, Grand Est Touraine, Pays de Dreux - Portes Euréliennes d'Île-de-France, **Pithiviers, Sologne, Vallée du Loir, Auxois Morvan, Haut-Jura**, Vosges saônoises, **Côte d'Albâtre, Pays de l'Aigle**, Epernay - Bassin sézannais - Portes de Romilly, **Moselle Est**, Nord Lorraine, Terres de Lorraine, **Val de Lorraine**, Lamballe Terre et Mer, Bretagne Romantique, Libournais, **Nord Poitou**, Rochefort, Val de Garonne Guyenne Gascogne, Bassin d'Alès, **PETR d'Ariège, Isoire - Brioude, Rumilly Usses et Rhône**, Thiers - Ambert - Montbrison, Vallées du Gier et de l'Ondaine - Loire Sud

Club 11 [5]

Château-Thierry, Lannion-Trégor, Interdépartemental Gers Tarn-et-Garonne, **PETR Comminges et Nestes**, Bièvre Isère

Club 12 [8]

Pays Nord Martinique, Saint-André, **Haut-Doubs Horloger, Thiérache, Sel et Vermois, Vallées de la Braye et de l'Anille, Aubusson La Souterraine, Périgord-Limousin**

Club 13 [5]: TI non convergents

Communauté d'agglomération Cap Excellence, Saint-Laurent du Maroni, Sud Oise, Laval-Loiron, Carros

Note : Les valeurs en gras renseignent sur les TI ayant une moyenne de taux d'emploi supérieur à celle du club d'appartenance sur la période.

Figure 2 : Taux d'emploi de l'année initiale et finale dans les groupes convergents et divergents

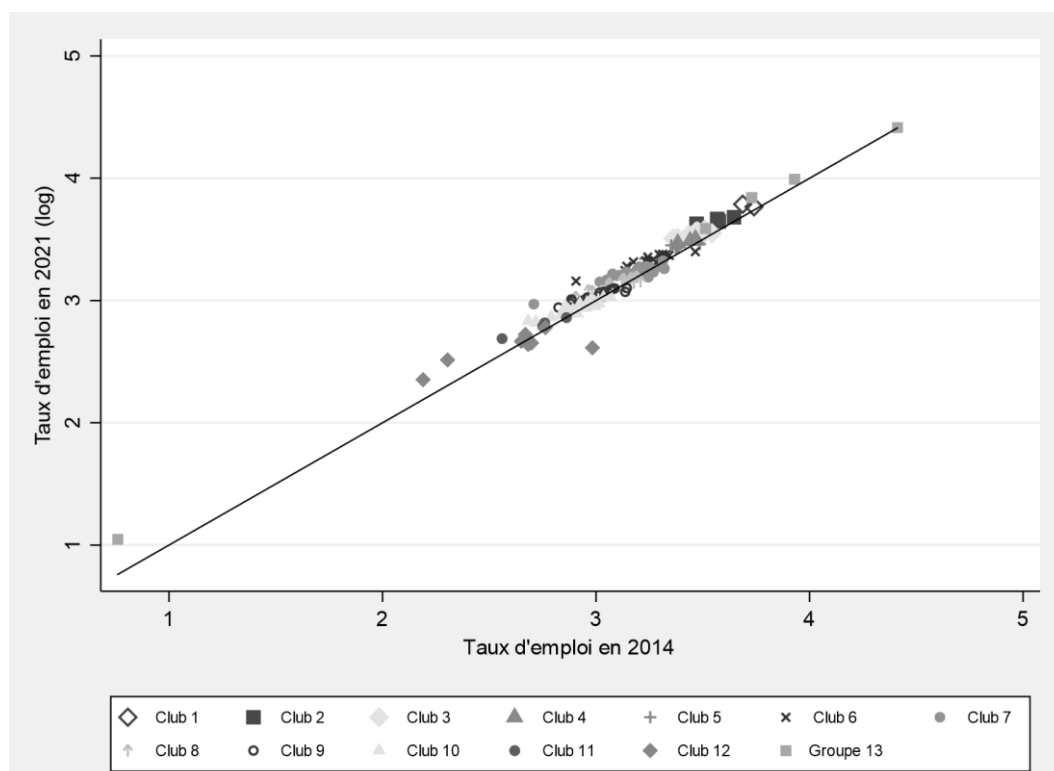
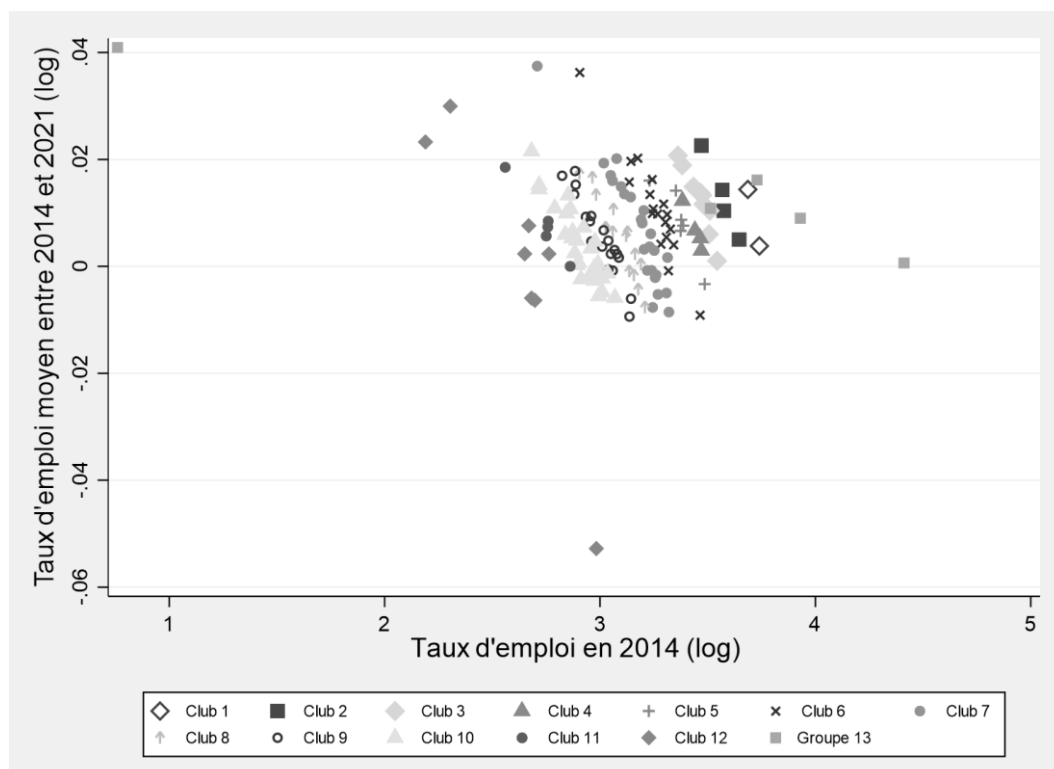


Figure 3 : convergence du taux d'emploi sur la période 2014-2021



Note : Pour l'ensemble des 146 TI, le paramètre β est estimé à -0.007, cette valeur est significative au seuil de 1%.

5. Discussion et implication en termes de politiques publiques

Les résultats empiriques obtenus mettent en évidence la faible probabilité qu'un TI change d'état en matière d'emploi, la très longue durée nécessaire à un éventuel changement d'état et la forte probabilité de retour à l'état initial. Ils montrent aussi que la détérioration de la situation de l'emploi industriel ou total est plus probable que son amélioration. Ils apportent ainsi des preuves de la diversité des trajectoires des territoires d'industrie, phénomène déjà identifié en statique (Amdaoud et Levratto, 2022). Ils confirment la thèse d'une diversité persistante des performances et des caractéristiques des territoires, les territoires à forte présence d'emplois industriels ayant tendance à le rester tandis que ceux au sein desquels ces emplois sont plus rares ne sortent pas ou très rarement de cette situation. Pour le volet français, elles vont également dans le sens de Baude (2016) qui, dans une étude des métropoles et avec des méthodes différentes, conclut à leur diversité et à l'existence d'un effet d'hystérèse sur l'emploi intervenant en complément de la taille et de la spécialisation qui s'incarne dans l'histoire des territoires et a tendance à creuser les inégalités économiques.

Ces disparités persistantes légitiment la mise en œuvre de politiques adaptées au milieu (*place-based policies*) qui font référence aux efforts déployés par les pouvoirs publics pour améliorer les performances économiques de zones spécifiques au sein de leur juridiction. Selon cette approche, les politiques industrielles spécifiques aux territoires peuvent contribuer à une croissance plus équilibrée en réduisant les inégalités économiques et sociales entre régions grâce au développement des industries locales dans les régions moins développées (Rodríguez-Pose et Lee, 2020). A une plus petite échelle, visant souvent les zones peu performantes (quartiers d'affaires des centres villes qui se détériorent aux États-Unis ou zones défavorisées des pays de l'Union européenne), elles peuvent aussi être conçues pour améliorer les performances économiques de territoires qui se portent déjà bien, par exemple en fournissant un environnement favorable à la croissance et à l'innovation ou en encourageant la poursuite du développement d'une grappe existante d'entreprises concentrées dans un secteur particulier. Leur mise en œuvre est justifiée par des contextes politiques, économiques et sociaux spécifiques ainsi que par des capacités institutionnelles différentes.

Les arguments ici mobilisés en faveur de la différenciation spatiale des politiques locales vont au-delà de l'existence d'économies d'agglomération, qui reste le plus central en économie urbaine (Duranton et Puga, 2004). La principale raison tient au fait que la taille des marchés du travail, qui peut conduire à de meilleurs appariements entre les travailleurs et les entreprises, induisant davantage d'investissements de leur part respective (Moretti, 2010), n'est pas un facteur différenciant entre classes et à l'intérieur des classes identifiées. Il en est de même des externalités de connaissance ou de la spécialisation. Le *clustering* de la figure 1 montre en effet que l'appartenance régionale n'est pas non plus un facteur de différenciation, si bien que les caractéristiques propres à chaque TI doivent primer sur celles de sa région d'implantation pour définir le schéma d'action. Conformément aux travaux mettant en évidence l'effet local comme facteur de différenciation des trajectoires des territoires (Carré et Levratto, 2013), l'hétérogénéité observée pourrait provenir de caractéristiques intrinsèques à chaque TI et, plus particulièrement, des facteurs invisibles (Doeringer et al. 1987) parmi

lesquels intervient la dimension culturelle indissociable d'un projet mobilisant des ressources locales et s'appuyant sur des savoir-faire, des traditions, des expériences (Kahn, 2010).

Reposant sur une démarche partenariale prenant la forme d'un binôme élu-industriel local, le programme Territoires d'industrie privilégie les aspects informels des politiques industrielles territorialement ancrées. D'une part, l'élu est souvent le vice-président délégué au développement économique de l'intercommunalité qui a compétence en matière d'intervention économique tandis que l'industriel est choisi pour sa visibilité économique ou sociale au sein du territoire. D'autre part, la connaissance commune des deux acteurs et le partage de valeurs et d'objectifs pour le territoire font écho à des formes de proximité non-spatiales ou organisée de type cognitif ou de coordination (relationnelle et médiation) (Bouba-Olga et Grossetti, 2008).

La diversité des clubs de convergence à laquelle nous sommes parvenus va dans le sens d'une absence de consensus sur l'impact de ces politiques. Bien conçues et appliquées elles peuvent être efficaces, tandis que d'autres formes, mal identifiées, ne semblent pas l'être (Neumark et Simpson, 2015). Il serait ainsi important d'analyser les modes de mise en œuvre des dispositifs accompagnant l'obtention du label Territoire d'industrie pour identifier les causes de l'hétérogénéité des résultats obtenus. En effet, les politiques de subvention ou de réduction fiscales touchant les entreprises uniquement en fonction de leur emplacement sont difficiles à défendre. Les politiques fondées sur le lieu d'implantation, utilisées de manière plus discrétionnaire, semblent mieux fonctionner, peut-être parce que les décideurs politiques peuvent cibler les subventions là où elles seront les plus efficaces et tenir les bénéficiaires responsables. Enfin, les politiques territoriales d'investissement public tels que des infrastructures et des connaissances semblent bénéfiques (Chtioui et Levratto, 2021). Une analyse plus poussée des fiches action et des dispositifs activés par les différents TI devrait alors permettre de mieux saisir les mécanismes sous-jacents à leurs trajectoires.

5. Conclusion

Notre article avait comme objet l'étude de l'évolution des disparités de performance d'emploi et du processus de convergence entre les territoires d'industrie en France. La principale contribution de ce travail est d'analyser la situation des TI sur la base de critères quantitatifs, en observant les tendances ayant précédé et fait suite l'adoption du programme et, enfin, en projetant leur évolution sur les périodes futures. En partant d'une population de 146 TI sur la période allant de 2014 à 2021, nous testons les hypothèses d'hétérogénéité et de convergence sur la distribution des taux d'emploi. Nos résultats nous ont permis de distinguer une inconstance dans la hiérarchie des TI dans l'estimation de la relation entre la taille et la croissance locale. Le poids relativement important des mouvements intra-distributionnels, surtout ceux qui concernent des mobilités ascendantes, plaident pour de moindres disparités territoriales même si une multi-polarisation semble se dessiner autour de la classe moyenne et des classes supérieures ou extrêmes. Ce constat est différent lorsque l'on examine le taux d'emploi dans l'industrie, où l'on se retrouve avec une moindre mobilité des TI dans la distribution et une concentration des TI dans une seule classe dans l'équilibre de

long terme. Ce dernier se réalise dans un groupe de TI à faible niveau d'emploi, ce qui laisse supposer une trappe à industrie. En d'autres termes, les territoires dans lesquels les activités de production ont dépassé un certain niveau plancher voient leur probabilité de redécollage extrêmement réduite.

Les résultats de l'application du modèle de convergence en clubs confirment l'existence de 14 groupes qui convergent vers des états stationnaires locaux. Ces derniers s'expliquent par la diversité des caractéristiques particulières de chacun des groupes. L'identification des TI de chaque club permet de compléter l'analyse par les matrices de transition en précisant ceux qui font l'objet de changement dans la hiérarchie.

Cette recherche présente toutefois certaines limites qui tiennent à la nature de l'indicateur utilisé. Ce point est important pour le recours à la méthode de Phillips et Sul (2007, 2009) dont les résultats dépendent des variables choisies. D'autres mesures de la croissance et du développement des territoires, comme par exemple, le revenu par tête, la valeur ajoutée ou la productivité pourraient ainsi être envisagées dans le futur pour analyser les trajectoires des TI. Ce type de données sont à notre connaissance pas encore disponibles à une maille territoriale fine. A cela s'ajoute une autre limite provenant du fait de ne pas tenir compte de l'environnement géographique. Cette dimension se traduit par la non prise en compte dans nos modélisations d'éventuelles interdépendances spatiales entre les TI. Des techniques comme l'utilisation de matrices de transition spatiale permettent de corriger ce biais (Rey, 2001 ; Le Gallo, 2002). Cependant, cette alternative est plus complexe à mettre en avant dans notre cas en raison de la discontinuité spatiale qui caractérise les TI en France, ces derniers ne pouvant, par leur nature et leur objectif mêmes, couvrir l'ensemble du territoire.

Annexe

Figure A1: Diagramme de transition de la chaîne de Markov (taux d'emploi industriel)

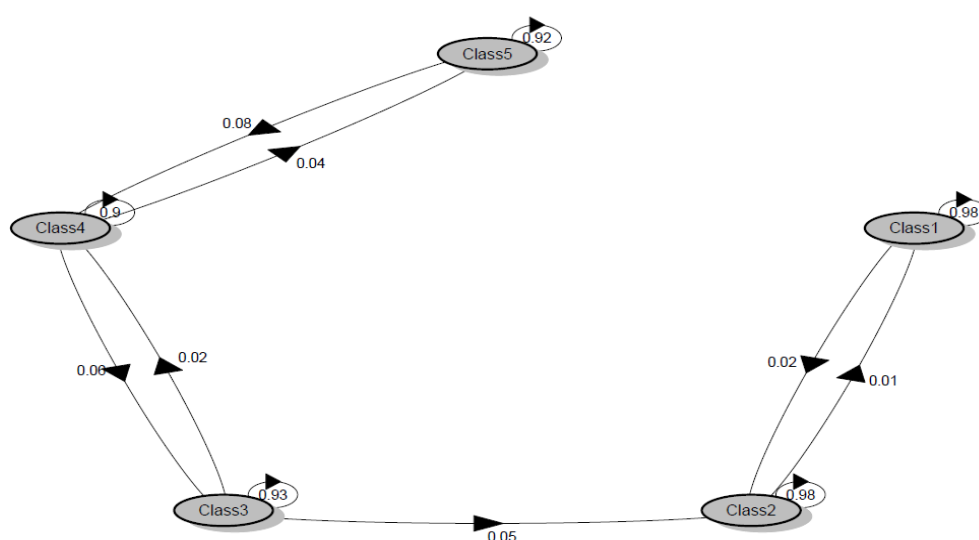


Tableau A1 : Etat stationnaire de la taille des territoires d'industrie

	C1	C2	C3	C4	C5
état initial	19,86%	19,86%	20,55%	19,86%	19,86%
état ergodique	35,12%	57,21%	4,74%	1,90%	1,04%

Références

- Amdaoud, M., & Levratto, N. (2022). 146 territoires d'industrie, en apparence semblables et pourtant si différents. Miméo, halshs-03527887, <https://hal-ephe.archives-ouvertes.fr/ECONOMIX/halshs-03527887v1>
- Azariadis, C., & Drazen, A. (1990). Threshold externalities in economic development. *Quarterly Journal of Economic Development*, 105 (2), 501–526.
- Barro, R.J., & Sala-i-Martin, X. (1997). Technological diffusion, convergence, and growth. *Journal of Economic Growth*, 2, 1–27.
- Baude, J. (2016). Les métropoles créent-elles plus d'emplois ?, *EchoGéo*, URL : <http://journals.openedition.org/echogeo/14780> ; DOI : 10.4000/echogeo.14780
- Baumol, W. J. (1986). Productivity growth, convergence, and welfare: What the long-run data show. *The American Economic Review*, 76(5), 1072–1085.
- Berchtold, A. (1998). Chaînes de Markov et Modèles de Transition, Editions Hermès, Paris.
- Bouba-Olga, O., & Grossetti, M. (2008). Socio-économie de proximité. *Revue d'Économie Régionale & Urbaine*, 3, 311-328. <https://doi.org/10.3917/reru.083.0311>
- Bourdin S. (2013) Une mesure spatiale locale de la sigma-convergence pour évaluer les disparités régionales dans l'union européenne, *Région et Développement*, 37, pp.1-18.
- Bulli, S. (2001) Distribution dynamics and cross-country convergence : a new approach, *Scottish Journal of Political Economy*, 48, 226-243.
- Carré, D., & Levratto, N. (2013). La croissance des établissements industriels : une question de localisation. *Région et développement*, 38, 93-120.
- Chtioui, M., & Levratto, N. (2021). Fiscalité locale et dynamique d'emploi des territoires : analyse empirique sur les communes françaises. *Revue d'Économie Régionale & Urbaine*, , 247-283. <https://doi.org/10.3917/reru.212.0247>
- Doeringer, P. B., Terkla, D. G., & Topakian, G. C. (1987). *Invisible Factors in Local Economic Development*. Oxford University Press.
- Du, K. (2017). Econometric Convergence Test and Club Clustering Using Stata. *The Stata Journal*, 17(4), 882–900. <https://doi.org/10.1177/1536867X1801700407>
- Duranton, G., & Monastiriotis, V. (2002). Mind the gaps: The evolution of regional earnings inequalities in the UK 1982–1997. *Journal of Regional Science* 42 (2), 219–256.
- Fingleton, B. (1997). Specification and testing of Markov chain models: an application to convergence in the European Union, *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 59, 385-403.
- Friedman, M. (1992). Do old fallacies ever die?, *Journal of Economic Literature*, 30, 2129-2132.
- Gallois L. (2012). *Pacte pour la compétitivité de l'industrie française*, Paris, La Documentation française.

- Galor, O. (1996). Convergence? Inferences from theoretical models. *The Economic Journal*, 106 (437), 1056–1069.
- Granier, C., & Ellie, P., 2021, *Les territoires industriels : un potentiel à construire*. Notes de la Fabrique, Mai, <https://www.la-fabrique.fr/fr/publication/les-territoires-industriels-un-potentiel-a-construire/>
- Hossain, A. (2000). Convergence of per capita output levels across regions of Bangladesh: 1982-97, *IMF Working Paper*, Washington DC.
- Jackson, C.H. (2011), Multi-State Models for Panel Data: The msm Package for R, *Journal of statistical software*, 38(3), 1-28.
- Kahn, R. (2010). La dimension culturelle du développement territorial. *Revue d'Économie Régionale & Urbaine*, 625-650. <https://doi.org/10.3917/reru.104.0625>
- Kemeny, J., & Snell, L. (1976) *Finite Markov Chains*, Springer-Verlag, New York.
- Le Gallo, J. (2002). *Disparités géographiques et convergence des régions européennes : une approche par l'économétrie spatiale*, thèse de doctorat en sciences économiques, Université de Bourgogne.
- Moretti, E. (2010), Local multipliers, *American Economic Review*, 100(2), 373-77.
- Neumark, D. , & Simpson, H. (2014) Place-based policies. Working paper 20049. National Bureau of Economic Research. Cambridge, MA.
- Persson, J. (1997). Convergence across the Swedish counties, 1911–1993. *European Economic Review*, 41, 1835–1852.
- Phillips, P., & Sul, D. (2007). Transition modeling and econometric convergence tests. *Econometrica: Journal of econometric society*, 75(6), 1771–1855.
- Phillips, P., & Sul, D. (2009). Economic transition and growth. *Journal of Applied Econometrics*, vol 24, 1153–1185. DOI: 10.1002/jae.1080.
- Quah, D. (1993). Empirical Cross-Section Dynamics in Economic Growth. *European Economic Review*, 37(2-3), 426-434.
- Quah, D. (1996) Convergence empirics across economics with (some) capital mobility, *Journal of Economic Growth*, 1, 95-124.
- Rodríguez-Pose, A., & Lee, N. (2020) Can regional policies reduce the EU's discontent?. *Regional Studies*, 54(6), 733-744.
- Sakamoto, H., & Islam, N. (2008). Convergence across Chinese provinces: An analysis using Markov transition matrix, *China Economic Review*, 19(1), 66-79.
- Sala-I-Martin, X. (1996). The classical approach to convergence analysis, *Economic Journal*, 106, 1019-1036.
- Sarant, J. (2017). La « convergence économique » est-elle une fable ?. *Regards croisés sur l'économie*, 21, 101-105. <https://doi-org.inshs.bib.cnrs.fr/10.3917/rce.021.0101>
- Schaffar, A. (2009). *Croissance et hiérarchie urbaines dans les pays émergents*. Thèse de doctorat en sciences économiques, Université de la Réunion et Université de Toulon.
- Territoires d'industrie, Une usine à projets au cœur de la relance. Point d'étape à 3 ans (s.d.). Disponible en ligne : https://www.economie.gouv.fr/files/files/directions_services/plan-de-relance/20211011_DP_3_ans_Territoires_industrie.pdf
- Wintjes, R., Ponds, R., et de Ruijter, A. (2018). Policies for regional competitiveness: A literature review, *Regional Studies*, 52(5), 632-642.