Université Paris Nanterre

200 av. de la République
92001 Nanterre Cedex
www.parisnanterre.fr

École doctorale 396 : Économie, organisations et société
Laboratoire : EconomiX (UMR 7235)

Emmanuelle Faure

Déséquilibres globaux et effets macro-territoriaux du développement du secteur industriel en France

Thèse présentée et soutenue publiquement le 19/11/2024
en vue de l'obtention du doctorat de Sciences économiques de l'Université Paris Nanterre
sous la direction de Mme Valérie Mignon (Université Paris Nanterre)

Jury :

Rapporteur :	M. Michel Dimou	Professeur, Université de Toulon
Rapporteure :	Mme Camelia Turcu	Professeure, Université d'Orléans
Examinateur :	M. Sébastien Bourdin	Professeur, EM Normandie Business School
Examinateur :	M. Denis Carré	Chargé de recherche CNRS, Université Paris Nanterre
Examinatrice :	Mme Nadine Levratto	Directrice de recherche CNRS, Université Paris Nanterre
Directrice de thèse :	Mme Valérie Mignon	Professeure, Université Paris Nanterre

À mon grand-père et au bébé à venir.

Remerciements

Cette thèse s'achève enfin et c'est le moment pour moi de rendre compte d'un des principaux résultats de mon travail : une thèse ne se fait jamais seule. Je me lance donc dans ce dernier (et meilleur) rite de passage : remercier infiniment toutes les personnes sans qui ce travail n'aurait pu voir le jour.

Mes premières pensées vont à ma directrice de thèse, la seule et l'unique Valérie Mignon. Bien que je doute que mes remerciements puissent ajouter quelque chose à la riche et abondante littérature que tes doctorantes et doctorants ont déjà produite, je vais tout de même m'y prêter, car il est toujours plaisant de confirmer un résultat unanimement partagé. On dit que le choix de la direction est le plus important qu'un doctorant ou doctorante puisse faire et je t'assure que je n'aurai pas pu mieux choisir. C'est ton enseignement et tes conseils qui m'ont poussée à faire cette thèse. C'est ta bienveillance et ta gentillesse qui m'ont permis de la terminer. Alors je ne dirai pas que c'était simple, je ne dirai pas non plus que c'était reposant. J'ai souvent remis en question, douté, et parfois eu beaucoup de difficulté à progresser, mais à chaque étape, je savais que ta porte était toujours ouverte, trouver en toi de précieux conseils et un soutien sans faille. Alors pour tout ce que tu m'as apporté, et que, j'en suis sûre tu m'apporteras encore, un ETERNEL MERCI !

Je tiens à sincèrement remercier tous les membres du jury pour avoir accepté de relire cette thèse. Je remercie particulièrement Michel Dimou et Camélia Turcu d'avoir accepté de la rapporter. Un immense merci à Sébastien Bourdin et Denis Carré d'avoir accepté d'être examinateurs. Je vous adresse un immense merci pour vos retours, commentaires et suggestions, qui ont été essentiels pour améliorer ce travail de recherche et continueront à

le perfectionner. Enfin, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Nadine Levratto pour avoir accepté de présider ce jury, ainsi que pour ses conseils précieux lors de mes débuts dans le domaine de l'économie régionale et pour son aide dans l'accès aux données[1].

Je remercie également Cécile Couharde pour son encadrement pendant le master et son soutien en tant que directrice de l'École doctorale qui m'a permis de faire cette thèse dans les meilleures conditions possibles. Je souhaite également exprimer ma gratitude à mon co-auteur et encadrant de stage de master 2. Merci, Carl, pour tes conseils précieux tout au long de cette thèse. Un immense merci à Mounir Amdoud pour sa disponibilité et sa pédagogie tout au long de ce parcours. Enfin, je suis reconnaissante envers Philippe Poisot et Abdoulaye Kané pour leurs conseils avisés et commentaires constructifs à chaque fois que je venais au deuxième étage.

Je remercie la direction d'EconomiX ainsi que tous ses membres en particulier le personnel administratif, pour leur soutien dans les demandes de financement et autres démarches administratives souvent complexes. Une mention spéciale à Catherine, dont la bonne humeur constante et l'aide précieuse ont grandement contribué à l'avancement de cette thèse. J'ai aussi une pensée pour Abdou et Frédéric qui n'ont pas vu l'aboutissement de cette thèse mais étaient présent à ses débuts.

Merci aux membres historiques du bureau 602 : Djénéba, Moustapha et Morel avec qui j'ai partagé le quotidien de cette belle aventure. Merci à Morel d'avoir dansé et chanté avec moi sur "Auto-danse". Merci à Djénéba d'avoir supporté nos blagues nulles à Claire et moi. Merci à Moustapha d'avoir été mon mari pendant une mémorable soirée de Cluedo. Merci à ceux qui étaient là quand j'ai commencé cette aventure et qui m'ont guidée, je pense à Axel, Baptiste, Chouaib et Florian M. Merci aux autres doctorants, doctorantes et docteur[2] du laboratoire : Aliénor, Amady, Basile, Daniela, Florian B, Hugo, Lucas, Maryam, Nolwell, Olivier, Pascal et Pauline. Merci à Tanguy pour les lasagnes. Merci et bon courage à la nouvelle[3] génération : Albin, Aswin, Benjamin et Thomas. Et enfin je souhaite le meilleur

[1]Merci au boîtier de données CASD. Malgré tout ce que j'ai pu dire lors de mes nombreux accès de colère, tu n'es, en définitif, ni bête, ni ch.., ni inutile.

[2]Félicitation Hugo pour ta validation de stage !

[3]L'emploi du mot nouvelle génération sera toujours en référence à mon arrivée, ainsi vous resterez à

aux vrais nouveaux arrivants et arrivantes : Clara, Eliot et Emilie.

Je remercie aussi Lucas à la fois pour ses précieux conseils, commentaires et relectures, mais aussi pour les chouettes moments partagés en conférence. Merci pour ton accueil au milieu de la forêt dans les locaux du CIRED, ton soutien moral et ton relativisme sur les dernières semaines. En revanche, je ne te remercie pas pour les parties de Sea Salt and Paper, ce n'était que de la chance !

J'ai une pensée pour le club d'escalade de Nanterre qui m'a permis de rencontrer Jeanne et Gautier. Merci à vous deux d'avoir partagé avec moi toutes ces sessions d'escalade suivies de ces délicieux plats aux Pères Populaires. Je peux maintenant, grâce à vous, briller en société avec les notions de gouvernement démissionnaire et de définition de la gravité juridique.

Je pense aussi fort à Mohamed et Joseph avec qui j'ai partagé depuis notre année de césure de nombreux burgers et verres au Corner. Merci de m'avoir toujours accueillie à bras ouverts quand je n'allais pas bien et de m'avoir remis sur pied à coups de playlist de métal et de verres de whisky même si je vois bien que nous n'acceptez pas le fait que je n'aime ni l'un ni l'autre.

Un immense merci à Lorenzo, Pablo, Jérôme, Maxime et Sophia pour tous ces moments partagés, ces discussions jusqu'à 4h du matin, ces dimanches jeux de sociétés, ces semaines de vacances et pour toutes ces pommes de terre de l'Attirail englouties. Lorenzo, merci pour ton amitié depuis le master. Merci pour tous les restos, glaces et autres pâtisseries partagés aussi bien un dimanche après-midi qu'en vacances après une longue balade à vélo. Merci pour tes conseils sur la thèse et ton soutien en général. La vérité c'est que je ne sais pas ce que je ferai sans ton caractère de cochon et tes taquineries.

J'ai eu de la chance d'être entourée par des amitiés qui remontent au lycée alors un grand merci à celles-ci. Je pense fort à Adrien, Auriane, François, Hugo, Marie, Maurine, Laetitia, Raphaël, et Valentin. Merci pour toutes ces soirées et ces nombreuses vacances qui m'ont permis, si ce n'est de me reposer, à minima de me changer les idées. Merci pour votre soutien infaillible lors de mes conjonctivites et de vos encouragements. Merci d'avoir grandi avec moi

jamais les petits nouveaux pour moi. Faites-vous une raison.

et de continuer à le faire. Merci d'être un doux rappel des personnes que nous avons été et que nous sommes encore.

Merci à Claire, Fanny, Mathilde, et María (à jamais les filles du 602) pour votre amitié qui a été si précieuse au commencement mais aussi à la fin de cette thèse. Je me souviens que le fait de vous voir soutenir votre thèse a été une véritable source de motivation pour moi. De nos soirées verres et frites à Paris à nos week-ends un peu partout en France depuis votre départ, je suis vraiment heureuse d'avoir partagé tous ces moments avec vous et j'ai hâte d'en partager encore plus. Claire, my friend, my lover, my petite cannoise du 17ème ou comme j'aime tant à t'appeler, ma courroie de distribution, cette thèse n'aurait absolument pas eu la même saveur sans toi. Tes mots doux et toujours fourrés d'humour m'ont relevée à chaque fois que j'avais un doute ou une petite peine. J'appréhendais la nostalgie d'évoquer la fin de thèse avec toi mais tout ce qui me revient en tête sont des images de pur bonheur et je ne peux littéralement pas m'empêcher de sourire en y repensant. Te remercier pour tout ce que cette amitié m'a apportée suffirait à doubler de volume cette thèse alors pardonne-moi si j'essaye de condenser en seulement trois lignes, trois ans de vie. Merci pour les fausses cérémonies de remerciements, pour les verres jusqu'au bout de la nuit, merci pour les soirées dansantes et les karaokés, merci pour les fous rires incalculables et les précieux conseils, merci pour ta confiance et merci d'avoir construit la mienne. Merci d'avoir commencé et fini cette thèse avec moi et entre les deux, d'avoir partagé toutes les péripéties de la vie qui s'y déroulait en fond.

Un immense merci à Pauline, Mathilde, Lucie, Chloé, Jules, Alexis, Paul et Sébastien. Merci d'être vous, d'être présents à n'importe quel moment de doute, de tristesse mais aussi de joie. Merci pour votre soutien et votre amour que vous me témoignez de tant de manières différentes. Depuis les bancs de la fac (et de la BU) jusqu'à nos vacances dans des destinations toujours plus chaudes et paradisiaques les unes que les autres vous m'avez, chacun à votre façon, apporté force, réconfort et joie. J'espère arriver à vous rendre ne serait-ce que la moitié de ce que vous me donnez. C'est avec émotion que je repense donc à tout ce qu'on a vécu, et tout ce qu'on vivra encore ensemble. Un remerciement tout spécial à Mathilde, qui, en plus

d'être mon amie, a joué un rôle essentiel en me guidant tout au long de cette thèse depuis notre fameuse discussion sur le balcon de son appartement au 7ème étage.

Merci à Suzanne, ma cousine et mon amie depuis que je suis née. Grandir entourée de ton sourire, ta gentillesse, ton imagination et ta détermination est l'une de mes plus grandes joies et j'ai très hâte que votre petit Schtroumpf ou petite Schtroumpfette, à John et toi, partage aussi ce bonheur.

Enfin rien de tout cela n'aurait été possible sans l'amour et le soutien inconditionnel de ma famille et en particulier de mes parents, de ma sœur et de ma meilleure amie. Merci à toi Clara de m'avoir suivie depuis toutes ces années. Merci de me connaître parfois mieux que je ne me connais et de m'accepter quoi qu'il arrive. Merci pour ta confiance et ton amitié qui au-delà de la joie immense qu'elles m'apportent, me donne envie d'être une meilleure personne. Merci à mes parents de m'avoir toujours soutenue dans tout ce que je voulais entreprendre et de m'avoir entourée d'amour, de tendresse et de bienveillance. Merci à ma mère de me voir tel que je veux être. Merci à mon père de m'avoir appris bien plus que ce qu'il ne veut l'admettre. Un immense et éternel merci à ma petite sœur d'avoir été, bien plus souvent qu'elle ne le pense, un modèle d'inspiration pour moi. J'ai enfin une pensée émue pour mon grand-père. Tu étais si fier que je me lance dans cette thèse, et tu y as contribué de manière significative, que ce soit en m'envoyant des articles susceptibles de m'intéresser ou en essayant de me transmettre, tout au long de ta vie, certaines de tes précieuses qualités.

Résumé général

En mettant en lumière les phénomènes d'agglomération et de concentration des activités économiques, la Nouvelle Économie Géographique insiste sur la nécessité de dépasser les avantages de première nature pour expliquer la localisation de celles-ci et, *in fine*, les inégalités de performances territoriales. Cela est particulièrement pertinent pour les régions européennes et les membres de la zone euro, qui utilisent des outils de politique économique communs. Pour ces pays, la convergence économique, un objectif affiché depuis le début de la construction de l'Union européenne, influence directement l'efficacité des politiques mises en place. Les phénomènes d'économies d'agglomération, les effets de débordement spatial et la dépendance au sentier en matière de spécialisation ont conduit les économistes à revoir leur compréhension des mécanismes sous-jacents au développement économique. Ils mettent désormais un accent particulier sur les relations de proximité entre les acteurs économiques et sur les effets macro-territoriaux. Dans ce contexte, cette thèse traite de la question des effets macro-territoriaux du développement économique en portant une attention particulière au secteur industriel ainsi qu'aux notions de proximité géographique et socio-économique entre les agents.

Le premier chapitre propose un diagnostic des déséquilibres globaux entre les pays de la zone euro sur la période 1997-2018. Un modèle d'économétrie de panel nous permet de tester l'impact des compétitivités coût et prix, du niveau de développement ou encore des déficits jumeaux en tant que déterminants des écarts de comptes courants entre les pays membres. Malgré des signes de convergence réelle de la part de pays comme l'Espagne et l'Italie au début de la période, les résultats font état de l'échec du processus sur l'ensemble de la période

puisqu'une part importante des différences de comptes courants est due à des niveaux de développement hétérogènes. Si une partie de ces divergences peut être imputée à des facteurs qui échappent au contrôle des autorités européennes, celles-ci peuvent néanmoins influencer les politiques fiscales redistributives ou l'investissement pour favoriser la convergence.

Le deuxième chapitre s'intéresse à l'effet de la proximité cognitive entre les entreprises comme déterminant de la propagation des *"knowledge spillovers"*, en mettant l'accent sur le secteur industriel français entre 2016 et 2021. À ce titre, nous mobilisons des données d'entreprises ainsi que les notions de variétés reliées et non reliées, puis estimons un modèle d'économétrie spatiale pour prendre en compte l'autocorrélation spatiale présente dans les variables. Nos résultats soulignent que c'est l'association de proximités cognitive et géographique entre les entreprises qui est le moteur de la performance économique des territoires, sans toutefois mettre en évidence une spécificité de ces proximités au sein du secteur industriel métropolitain. Cet effet est par ailleurs d'autant plus important que le niveau de proximité est élevé.

Enfin, le troisième chapitre se penche sur l'évaluation macro-territoriale d'une politique industrielle qui mobilise ces proximités entre les acteurs du secteur privé, mais aussi du secteur public : la politique des pôles de compétitivité (PPC). Les politiques de soutien à l'emploi industriel peuvent avoir un impact sur les performances économiques d'un territoire, et il est pertinent de se demander si, au-delà d'être de bonnes politiques industrielles, elles peuvent aussi être de bonnes politiques territoriales. Pour ce faire, nous mobilisons la méthode *"shift-share"*, qui nous permet d'estimer l'effet dit "local" d'un territoire pendant la période de mise en œuvre des PPC au niveau des zones d'emploi de la France métropolitaine. Nous cherchons ensuite à estimer l'impact de cette politique sur les performances économiques locales des territoires. Bien que les premiers résultats obtenus avec la méthode *"shift-share"* montrent que les territoires abritant un pôle de compétitivité présentent des taux de croissance de l'emploi plus élevés, les analyses économétriques ne parviennent pas à démontrer que la présence d'un pôle soit le facteur moteur de ces différences.

Mots clés : économie régionale; industrie; proximité; macroéconomie

Abstract

By highlighting the phenomena of agglomeration and the concentration of economic activities, the New Economic Geography emphasizes the need to go beyond first-nature advantages to explain the location of economic activities and, ultimately, the inequalities in territorial performance. This is particularly relevant for European regions and members of the Eurozone, which use common economic policy tools. For these countries, economic convergence, a goal stated since the beginning of the European Union's construction, directly influences the effectiveness of the policies implemented. The phenomena of agglomeration economies, spatial spillover effects, and path dependence in terms of specialization have led economists to revise their understanding of the underlying mechanisms of economic development. They now place particular emphasis on the proximity relationships between economic actors and on macro-territorial effects. In this thesis, we propose to address the question of macro-territorial effects of economic development with a specific focus on the industrial sector, as well as on the notions of geographical and socio-economic proximity between agents.

The first chapter offers a diagnosis of the global imbalances among Eurozone countries over the period 1997-2018. A panel econometrics model allows us to test the impact of cost and price competitiveness, the level of development, or the twin deficit hypothesis as determinants of current gaps between eurozone member states. Despite signs of real convergence from countries like Spain and Italy at the beginning of the period, the results indicate the failure of the process over the entire period, as a significant portion of the current account differences is due to heterogeneous levels of development. While some of these divergences can be attributed to factors beyond the control of European authorities, they can nevertheless

influence redistributive fiscal policies or investment aimed at promoting convergence.

The second chapter focuses on the effect of cognitive proximity between firms as a determinant of the propagation of knowledge spillovers, with a particular emphasis on the French industrial sector between 2016 and 2021. To this end, we utilize firm-level data as well as the concepts of related and unrelated variety, and we estimate a spatial econometrics model to account for the spatial autocorrelation present in the variables. Our results highlight that it is the combination of cognitive and geographical proximities between firms that drives the economic performance of territories, without, however, identifying a specific impact of these proximities within the metropolitan industrial sector. Moreover, the greater the diversity within closed sector, the stronger the effect.

Finally, the third chapter examines the macro-territorial evaluation of an industrial policy that leverages these proximities between private and public actors: the competitiveness clusters policy (CCP). The policies supporting industrial employment can impact the economic performance of a territory, and it is relevant to ask whether, beyond being good industrial policies, they can also be effective territorial policies. To this end, we use the shift-share method, which allows us to estimate the so-called "local" effect of a territory during the period of CCP implementation at the level of employment zones in metropolitan France between 2006 and 2022. Finally, we seek to assess the impact of this policy on the local economic performance of territories. Although the initial results obtained using the shift-share method show that territories hosting a competitiveness cluster have higher employment growth rates, econometric analyses do not succeed in demonstrating that the presence of a cluster is the driving factor behind these differences.

Keywords: regional economics; industry; proximity; macroeconomics

Table of Contents

Remerciements **i**

Résumé général **vii**

Abstract **ix**

Introduction générale **1**

1 Current Account Balances' Divergence in the Euro Area: an Appraisal of the Underlying Forces **17**
1.1 Introduction . . . 18
1.2 Empirical framework . . . 23
1.2.1 Current account determinants . . . 23
1.2.2 Data . . . 26
1.2.3 Methodology . . . 27
1.3 Results . . . 30
1.3.1 Estimation results . . . 30
1.3.2 On the heterogeneity within the eurozone . . . 32
1.4 Conclusion . . . 44
1.A Data . . . 47
1.B Additional results . . . 48
1.C Selecting CA determinants . . . 56

2 Agglomeration Economies in French Employment Zones: Industrial Related Variety and Spatial Externalities **65**
2.1 Introduction . . . 66
2.2 Review of the literature on related and unrelated varieties . . . 72
2.3 The French employment zones: a link between productive structure and economic performance . . . 75
2.4 Methodology and data . . . 79
2.5 Results . . . 88
2.5.1 Effect on total employment . . . 88
2.5.2 Effect on industrial employment . . . 93
2.5.3 Exploring heterogeneity in the relationship between economic performance and diversity . . . 95

2.6 Conclusion . . . 100
2.A Mapping of global and industrial unrelated varieties . . . 102
2.B Productive sectors included in the analysis and their NAF88 code . . . 103
2.C Krugman's index . . . 105
2.D The economic orientation of the EZ . . . 106
2.E Data . . . 107
2.F Moran's tests . . . 108
2.G Additional Results . . . 111
2.H Hierarchical Clustering on Principal Components (HCPC) . . . 115

3 Effets macro-territoriaux de la politique des pôles de compétitivité en France : une approche par *shift-share* 117
3.1 Introduction . . . 118
3.2 La politique des pôles de compétitivité et son évaluation . . . 122
3.3 Méthodologie et données . . . 127
3.3.1 Estimer des effets locaux par la méthode *shift-share* . . . 127
3.3.2 Les données . . . 130
3.4 Des pôles de compétitivité dans des territoires plus dynamiques : résultats de l'analyse du *shift-share* . . . 133
3.4.1 L'écart de croissance se réduit dans les ZE accueillant un pôle de compétitivité 133
3.4.2 ... que ni la spécialisation du territoire ni l'effet compétitif ne semblent expliquer . . . 139
3.5 Évaluation de la PPC sur les performances locales et la convergence des ZE . 140
3.5.1 Tester l'autocorrélation spatiale . . . 140
3.5.2 Résultats du modèle estimé par les MCO . . . 144
3.5.3 Estimation d'un modèle SUR . . . 147
3.5.4 Résultats sur la convergence . . . 149
3.6 Conclusion . . . 151
3.A Cartes des pôles de compétitivité . . . 154
3.B Secteurs inclus dans la base compétitive . . . 156
3.C Résultats de la décomposition de l'écart de croissance avec la méthode *shift-share* 159
3.D Statistiques descriptives par Phases de la PPC . . . 163
3.E LISA, Tests de Moran et tests de Lagrange . . . 167
3.F Classification INSEE de l'orientation économique des zones d'emploi françaises 171
3.G Estimation des écarts de croissance sur les différentes phases . . . 172
3.H Estimation SUR . . . 176

Conclusion générale 179

Bibliography 183

Liste des figures 200

Liste des tableaux **203**

Introduction générale

Cadre général de la thèse

Le principal enseignement de la Nouvelle Économie Géographique (NEG), développée dans les années 1990, est que la localisation reste un facteur déterminant (Krugman, 1991). Les phénomènes d'économies d'agglomération (Marshall, 1890; Arrow, 1962; Jacobs, 1969; Romer, 1986; Porter, 1990; Duranton & Puga, 2000; Puga, 2010), de concurrence imparfaite et les effets de débordement spatial (Bottazzi & Peri, 2003) ont conduit les économistes à aller au-delà des avantages de première nature pour expliquer la localisation des acteurs économiques, notamment des entreprises (Devereux & Griffith, 1998; Crozet *et al.*, 2004). Parallèlement, la proximité socio-économique, en complément de la proximité géographique, est devenue un aspect important pour comprendre les comportements de coopération et de diffusion des connaissances (Gilly & Torre, 2000; Pecqueur & Zimmermann, 2004; Boschma, 2005). L'étude des concentrations géographiques des agrégats macro-économiques remet en question l'idée d'une dispersion homogène des sites de production et de consommation, et aide à expliquer les inégalités territoriales observées à la fois au niveau européen et national, ainsi que leur persistance dans le temps (López-Bazo *et al.*, 1999; Le Gallo & Ertur, 2003).

L'inégale répartition des activités économiques se reflète directement dans l'attractivité des territoires, mettant en évidence la dichotomie entre les zones rurales et urbaines, ainsi qu'entre les métropoles et les villes de plus petite taille (Bouba-Olga & Grossetti, 2015). En Europe, on observe une augmentation des inégalités économiques notamment en termes de PIB par tête depuis la crise économique de 2008. Il existe un contraste entre les régions

européennes dynamiques, qui forment une vaste bande arrondie entre le nord de l'Italie et la Suède, et celles qui sont confrontées à un déclin démographique ainsi qu'à des difficultés en matière d'attraction et de rétention des talents.

Ces disparités sont également visibles pendant les périodes de crise. Les crises économiques de 2008 (Capello *et al.*, 2015; Groot *et al.*, 2011) et de la Covid-19 (Abdel Fattah & Amdaoud, 2022; Gajewski, 2022) ont révélé des différences significatives dans la capacité des régions, tant en Europe qu'en France, à résister aux chocs économiques et à retrouver leur trajectoire de développement antérieure. La résilience d'un territoire est souvent liée à des disparités régionales préexistantes. La littérature souligne plusieurs facteurs clés : la composition de la structure productive et technologique régionale (Martin *et al.*, 2016), la diversification ou spécialisation du tissu économique (Giannakis & Bruggeman, 2017), le cadre institutionnel, le système d'innovation, ainsi que les conditions socio-démographiques comme le niveau d'éducation (Giannakis & Bruggeman, 2017; Bourdin *et al.*, 2018; Talandier & Calixte, 2021). Les spécificités intrinsèques des territoires jouent également un rôle important (Neffke *et al.*, 2011).

Ce faisant, les auteurs de la NEG vont s'intéresser aux effets macro-économiques à l'oeuvre sur leur terrain de recherche. Un effet macro-territorial, ou macro-régional, est un effet géographique qui complète les impacts liés à la taille et à la densité pour expliquer les divergences en matière de performances économiques. Dans le premier cas, il s'agit de l'opposition entre les métropoles et les territoires ruraux. Dans le second cas, c'est principalement la densité de la population, et non la taille, qui joue un rôle. L'effet macro-territorial, quant à lui, cherche à comprendre l'influence d'un territoire en se détachant de la taille et de la densité. Il s'agit d'examiner les spécificités intrinsèques du territoire lui-même. Cette approche est particulièrement importante pour les zones macro-régionales, comme l'Union Européenne (UE), où les pays membres partagent des outils de politique économique, ainsi que pour la zone euro (ZE) et sa politique monétaire unique, dans la mesure ou les spécificités territoriales peuvent affecter l'effet des politiques mises en place.

Les questions d'inégalités territoriales et de cohésion territoriale reçoivent une attention

particulière tant au niveau national qu'international. Faludi (2016) évoque la cohésion des territoires au niveau européen comme une "compétence commune" des pays. Le 9ème rapport sur la cohésion économique et sociale de l'UE souligne que malgré une réduction des disparités en termes de taux d'emploi et une convergence des taux de chômage, toutes les régions n'ont pas bénéficié des effets de cette convergence réelle et nominale. Plus d'un quart de la population de l'UE réside dans une région où le PIB par habitant est inférieur à 75% de la moyenne de l'UE. La majorité de ces personnes réside en Europe de l'Est, ainsi qu'en Grèce, au Portugal, en Espagne, dans le sud de l'Italie et les régions ultrapériphériques. De plus, le développement économique repose principalement sur la compétitivité des régions avec une capitale et des grandes agglomérations. Cependant, le manque de rattrapage dans d'autres zones accentue les divergences internes. Au niveau européen, des politiques de soutien à la cohésion des territoires et de lutte contre les inégalités régionales ont émergé. Ces stratégies macro-régionales peuvent se manifester sous forme de plans, comme la *European Union Strategy for the Baltic Sea Region* (Dubois *et al.*, 2009), ou de fonds rendus disponibles au niveau territorial, tels que les Fonds structurels européens. Un rapport de 2018 du Commissariat général à l'Égalité des territoires, suite à la Conférence nationale des territoires, souligne que certains facteurs de cohésion peuvent être renforcés par des politiques industrielles et des stratégies de développement économique.

Les divergences macro-territoriales affectent directement l'efficacité des politiques économiques, surtout lors de chocs externes. Ainsi, la Commission Européenne surveille les divergences macro-économiques entre les pays membres de la zone euro et alerte en cas d'accroissement inquiétant de celles-ci en préconisant l'implantation de politiques économiques nationales.

Cette thèse s'inscrit dans le champ de l'économie régionale et vise plus particulièrement à analyser les déséquilibres macro-économiques et effets macro-territoriaux du développement économique, notamment du secteur industriel. Les questions de développement économique territorial et leur lien avec la résilience aux chocs extérieurs nous forcent à réfléchir sur les forces et faiblesses des territoires européen et

français en particulier, dans le secteur industriel. Les récentes ruptures dans les chaînes de production et d'approvisionnement ont souligné l'importance de la localisation de la production nationale, en particulier pour les biens considérés comme "stratégiques".

De nombreux pays européens ont observé une diminution de la part de l'industrie dans leur valeur ajoutée, au profit d'une augmentation de celle des services. La contraction de l'emploi industriel, l'augmentation du nombre de fermetures d'usines et délocalisations vers des pays offrant des coûts du travail plus attractifs[4] ont contribué à la lente désindustrialisation des économies développées européennes telles que la France, l'Italie et l'Espagne depuis les années 1970. Demmou (2010) met en avant le rôle du changement dans la structure de consommation des ménages, qui se tournent de plus en plus vers les services au détriment des produits manufacturiers, en raison des gains de productivité plus élevés dans le secteur des services et de l'augmentation des salaires.

Bien que la désindustrialisation apparaisse moins alarmante lorsque la tertiarisation de l'industrie européenne est prise en compte[5], les conséquences macroéconomiques sur l'emploi représentent un risque. En effet, une diminution massive et localisée de l'emploi peut entraîner une baisse de la demande locale, générer de l'incertitude économique et provoquer un déclin de l'emploi dans les secteurs des biens non échangeables (Bonkosi *et al.*, 2024). À ces risques s'ajoutent des enjeux politiques. La crise sanitaire, suivie de la crise économique liée à la Covid-19, ainsi que la guerre en Ukraine débutée en 2022, ont rapidement mis en lumière la dépendance des économies européennes aux produits importés des pays non membres de l'UE, en particulier à la production chinoise. Parmi les produits définis comme indispensables à la résilience économique et politique, nombreux sont ceux issus des secteurs pharmaceutique et minier, ces derniers étant cruciaux pour les transitions écologique, énergétique et numérique (Carrara *et al.*, 2023). Jaravel & Méjean (2021) estiment que, parmi les 122 produits considérés comme vulnérables, la majorité provient des secteurs de la chimie, de

[4] Aubert & Sillard (2005) constatent une forte réduction des effectifs ainsi qu'une augmentation des importations proportionnelle à la production en France durant la période 1995-2003.

[5] Il convient de noter les limites de la définition de l'industrie lorsque celle-ci est restreinte à l'industrie manufacturière. C'est pourquoi cette thèse se concentrera sur la base compétitive plutôt que sur l'industrie manufacturière, en incluant des secteurs tels que la recherche, certaines activités juridiques, l'édition et les télécommunications.

l'agroalimentaire, du matériel de transport, ou encore de la métallurgie. Ils concluent à une dépendance vis-à-vis des produits américains, chinois, suisses, indiens et japonais.

Cette thèse a pour objectif d'analyser les divergences macroéconomiques entre les territoires, en se concentrant particulièrement sur la structure du secteur industriel et sur les relations que les agents de ce secteur entretiennent à travers leurs proximités. Pour ce faire, la présentation de la thèse s'articule en trois chapitres. Le premier chapitre traite de la cohésion macroéconomique des territoires, un objectif affiché tant par l'UE que par la zone euro. Nous proposons un diagnostic des déséquilibres externes des membres de la zone euro et examinons l'évolution de leur contribution au phénomène de convergence macroéconomique depuis l'entrée en vigueur de l'euro. Le deuxième chapitre se concentre sur le développement économique du secteur industriel en France et sur le rôle déterminant des proximités entre acteurs dans les économies d'agglomération. Le chapitre souligne l'importance de la proximité socio-économique pour la croissance de l'emploi et la spécificité du secteur industriel métropolitain. Enfin, le troisième chapitre examine les politiques industrielles qui exploitent les relations existantes entre les acteurs du secteur industriel pour stimuler l'innovation. À ce titre, nous proposons une évaluation macro-territoriale de l'impact des pôles de compétitivité (PPC) sur l'emploi local métropolitain.

La convergence macro-économique des pays de la zone euro : un objectif de cohésion des territoires

Au 1er janvier 1999, la création de la zone euro achève la troisième phase de l'Union Économique et Monétaire. Onze des quinze États membres sont les premiers à accepter la fixation irrévocable des taux de conversion de leurs monnaies et ainsi partager un outil majeur de l'éventail des politiques économiques dont ils disposent : la politique monétaire. Cette énième étape franchie découle d'un long processus de convergence entamé par une partie des pays européens. Elle concrétise également des proximités géographiques, le partage, pour certains pays, d'une même langue, d'une histoire commune et de liens commerciaux

préexistants. Alors que le commerce intra-européen représentait déjà une part importante du commerce individuel, Fontagné & Freudenberg (1997) estiment qu'il aurait doublé, stimulé par des voies commerciales avantageuses mais aussi la levée de barrières douanières avec la mise en place du marché unique en 1993.

Dans un contexte de mondialisation, la lutte contre les déséquilibres globaux est essentielle pour assurer la stabilité macroéconomique, une croissance durable, et maîtriser le poids de la dette. Au sein d'une zone monétaire, ces déséquilibres peuvent affecter l'efficacité de la politique monétaire commune à tous les membres et compromettre la stabilité de la zone dans son ensemble (Blanchard & Milesi-Ferretti, 2012). C'est pourquoi les déséquilibres externes sont surveillés de près et font l'objet de la première publication de la procédure des déséquilibres macro-économiques qu'est le *Alert Mechanism Report*. A cette occasion, les autorités européennes émettent des recommandations en termes de politiques structurelles individuelles qui permettraient une meilleure homogénéisation de la situation des pays membres.

Le chapitre 1 intitué *"Current Account Balances' Divergence in the Euro Area: an Appraisal of the Underlying Forces"*, coécrit avec Carl Grekou et Valérie Mignon, propose un diagnostic des sources de la divergence en matière de soldes de comptes courants des dix premières économies à rejoindre la zone euro entre 1999 et 2018. Une analyse Bayesienne nous permet de retenir les variables les plus pertinentes pour cette analyse parmi un large choix de déterminants mis en évidence par la littérature. Parmi les facteurs, les compétitivités prix et coût, les déficits jumeaux, les conditions démographiques et le niveau de développement des économies sont retenus et testé avec un modèle économétrique. Le calcul des contributions de chacun de ces facteurs au fil du temps par pays nous permet d'estimer les sources individuelles de divergence ou, au contraire, de convergence de chacun des pays vers moyenne de la zone euro. Dans ce chapitre, l'effet macro-territorial est capté par la trajectoire nationale de chacune des variables du modèle construite en déviation par rapport à la moyenne pondérée de celles de ses partenaires commerciaux.

Un des principaux résultats de cette analyse souligne le manque de convergence réelle entre les économies de la zone euro. Malgré un mouvement de convergence entre les pays,

en particulier pour l'Espagne et l'Italie au début de la période, les conséquences de la crise financière de 2008 semblent avoir interrompu ce phénomène. En effet, les différences en matière de niveau de développement économique restent la principale source de divergence des comptes courants. Bien qu'une part des écarts ne relève pas de la politique menée par les autorités européennes comme la dynamique démographique et l'environnement international, ces dernières pourraient s'appuyer sur la politique fiscale redistributive ou encore l'investissement afin d'atteindre la convergence réelle.

Selon Myrdal & Sitohang (1957), la croissance reste un "processus spatial cumulatif susceptible d'accroître les disparités régionales" en raison des effets d'économies d'agglomération. Ils rappellent qu'en l'absence de forces rééquilibrantes qui corrigeraient les déséquilibres économiques et sociaux, des phénomènes de polarisation spatiale économique peuvent apparaître.

Comme nous l'avons souligné précédemment, l'homogénéité des pays au sein d'un espace économique et politique supranational est cruciale pour une gestion efficace de la politique monétaire. De la même manière que les autorités européennes surveillent les divergences entre pays par le biais de l'Alert Mechanism Report, elles accordent une attention particulière aux disparités régionales au sein de la zone euro. Les Fonds structurels et d'investissement européens (Fonds ESI) ont été créés dans le but de soutenir la cohésion économique, sociale et territoriale, et d'atteindre les objectifs de la stratégie Europe 2020 de l'UE. Trois de ces fonds relèvent de la politique de cohésion de l'UE : le Fonds européen de développement régional (FEDER), le Fond social européen (FSE) et le Fond de cohésion (FC). Le soutien de l'UE à la cohésion des territoires fait écho à l'article 174 du traité sur le fonctionnement de l'UE dont un des objectifs est de « réduire l'écart entre les niveaux de développement des diverses régions et le retard des régions les moins favorisées ».

En France, depuis 2020, l'Agence nationale de cohésion des territoires (ANCT) — anciennement Délégation interministérielle à l'aménagement du territoire et à l'attractivité régionale (DATAR) — est rattachée au ministère de la Cohésion des Territoires et des Relations avec les Collectivités Territoriales. Elle est chargée de soutenir les collectivités locales dans le do-

maine du développement économique. Parmi ses missions principales figurent le renforcement de l'accès à l'emploi, l'attractivité économique et la redynamisation du tissu industriel.

En ce qui concerne ce dernier aspect, l'innovation joue un rôle crucial dans la croissance (Aghion, 2018), notamment dans le secteur industriel. Selon Fallah & Ibrahim (2004), Rodríguez-Pose & Crescenzi (2008), Audretsch & Belitski (2020a), et Audretsch & Belitski (2020b), les effets de diffusion des connaissances (*knowledge spillover*), qui reposent en partie sur les liens socio-économiques entre les acteurs, sont essentiels. Le débat entre spécialisation marshallienne (Marshall, 1890; Arrow, 1962; Romer, 1986) et diversification jacobienne (Jacobs, 1969) cherche à déterminer quelle structure productive favorise le mieux la diffusion des connaissances et de l'innovation. De la même manière que les proximités géographiques, commerciales et culturelles ont contribué à la formation d'espaces politico-économiques tels que l'UE et la zone euro, les relations entre entreprises sont également influencées par des effets spatiaux et la transmission de savoir-faire.

Les proximités géographique et cognitive structurant le secteur industriel

La proximité, en tant que facteur clé des interactions et des comportements de coopération entre les acteurs économiques, est largement soulignée par les travaux des économistes, géographes, urbanistes et sociologues de la Nouvelle Économie Géographique (Krugman, 1991). Torre (2009) met en avant le rôle crucial de la proximité dans le "développement et déroulement des activités humaines", en particulier dans les relations industrielles et productives, en facilitant la diffusion des connaissances et des innovations.

Comment définir et délimiter ces nouvelles proximités, qui peuvent impliquer l'utilisation commune de moyens de production, de savoir-faire, ainsi que de techniques managériales et organisationnelles ? Plusieurs typologies ont été proposées pour saisir à la fois la diversité des relations socio-économiques (imbrication horizontale) et les différentes couches de ces proximités (imbrication verticale). Une distinction fondamentale demeure entre la proximité

physique, qui concerne "la séparation dans l'espace et les liens en termes de distance", et la proximité organisationnelle, qui se rapporte "à la séparation économique dans l'espace et aux liens en termes d'organisation de la production" (Gilly & Torre, 2000).

Nous soulignons ici que la réduction de la proximité géographique à une mesure de la distance dite "à vol d'oiseau" peut poser problème du fait des barrières naturelles comme les océans ou montagnes ou le développement des infrastructures de transport qui tantôt rapproche ou éloigne les acteurs. Le développement industriel et la mondialisation ont entraîné une réduction des coûts de transport et, par conséquent, une modification de notre rapport à la distance physique. Les différentes innovations de transport comme le train, la voiture, l'avion et maintenant les outils de communication de visio-conférence nous ont permis de nous affranchir dans une certaine mesure de la réalité de la distance physique. La mesure *stricto sensu* de proximité géographique par la distance géographique entre les centroïdes de deux territoires a donc laissé la place à d'autres indicateurs plus sophistiqués fondés sur le temps et coûts de transport ou encore de communication. C'est dans cette optique que Perroux (1965) parle de distance "fonctionnelle".

Depuis les années 2000, d'autres formes de proximité basées sur les relations socio-économiques ont été mises en avant. Un numéro spécial de la *Revue d'Économie Régionale et Urbaine* consacré aux économies de proximité a marqué une distinction claire entre la proximité physique et ces nouvelles formes de proximité. Ce tournant est également soutenu par le groupe "Dynamiques de proximité" (Gilly & Torre, 2000), et de nombreux travaux, tant théoriques qu'appliqués, ont exploré ces concepts émergents (Torre & Rallet, 2005; Boschma, 2005; Bouba-Olga & Grossetti, 2008). Bouba-Olga & Grossetti (2008) identifient trois phases structurant ce mouvement : foisonnement, resserrement et approfondissement. Les proximités organisationnelle, organisée et institutionnelle diffèrent de la proximité physique car elles résultent des relations socio-économiques entre les agents. Elles ne visent pas à mesurer la distance spatiale entre individus, mais plutôt leur distance cognitive.

La diversité des relations entre les individus conduit à d'autres distinctions au sein de la notion de proximité dite "cognitive". Selon Pecqueur & Zimmermann (2004), la différence

entre la proximité "organisationnelle" et la proximité "institutionnelle" réside dans le processus de coordination des acteurs. La proximité organisationnelle repose sur les interactions directes entre les agents, tandis que la proximité institutionnelle implique la présence d'un intermédiaire, tel que les acteurs politiques. Cette dernière peut également être distinguée en fonction de son degré de contrainte, selon qu'elle s'appuie sur des normes ou des standards. Marshall (1890) mentionne l'existence d'infrastructures dédiées et de ressources collectives "mutualisées" qui facilitent une "meilleure organisation logistique", ce qui constitue une forme d'économie de localisation pour les districts industriels.

De leur côté, au sein de la proximité organisationnelle, Gilly & Torre (2000) et Torre & Rallet (2005) distinguent deux types de proximité organisationnelle selon que les acteurs interagissent dans une logique d'appartenance ou dans une logique de similitude. La notion de partage de savoirs, mais aussi d'espace de référence commun, est ici déterminante et souligne à nouveau l'importance d'un cadre institutionnel stimulant.

Bouba-Olga & Grossetti (2008) proposent une typologie détaillée dans laquelle la proximité socio-économique se divise en deux catégories : la proximité de "ressources" et la proximité de "coordination". La première évalue la ressemblance ou la complémentarité des ressources ou activités des acteurs, sans considérer les mécanismes de coordination. La deuxième catégorie se concentre sur les "facilités ou obstacles à leur coordination" en mettant de côté les caractéristiques individuelles. Les auteurs identifient deux types de ressources : les ressources cognitives, qui incluent les valeurs, projets, routines ou références partagés et mobilisables pour la coordination, et les ressources matérielles, telles que le patrimoine, les revenus ou les diplômes. En outre, ils distinguent entre la coordination relationnelle et la coordination de médiation. La coordination relationnelle se réfère à l'étude des réseaux, tandis que la coordination de médiation concerne les "médiations marchandes" qui offrent un espace centralisé d'information et de mise en relation entre les acteurs, sans nécessiter un lien relationnel préexistant. En d'autres termes, les acteurs peuvent se coordonner soit parce qu'ils appartiennent au même réseau, soit grâce à des interfaces qui facilitent leur mise en relation. Cette dernière approche reflète le caractère structurant de la proximité institutionnelle tel

que décrit par Torre & Rallet (2005).

L'idée d'une mesure regroupant proximités géographique et cognitive émerge notamment en réponse à l'observation des relations particulières entre les entreprises des districts industriels – notamment ceux italiens – et se prolonge par les travaux de Frenken *et al.* (2007), Bishop & Gripaios (2010), Hartog *et al.* (2012), Cortinovis & Van Oort (2015), Wixe & Andersson (2017), Content *et al.* (2019) et Grabner & Modica (2022). Boschma (2017) éclaire sur ce que regroupe cette proximité cognitive en expliquant que deux industries sont liées si elles nécessitent des capacités similaires, telles que des connaissances, des compétences, des technologies et des institutions. Nous retrouvons ici une notion proche des proximités socio-économiques telles que décrites par Rallet *et al.* (1995), Gilly & Torre (2000) et Pecqueur & Zimmermann (2004).

S'inscrivant dans l'hypothèse d'un effet positif de la diversité des activités productives soutenue par la notion d'économie d'agglomération à la Jacobs (1969), Frenken *et al.* (2007) soulignent que cette diversité doit se manifester à la fois dans un contexte de proximité spatiale mais aussi cognitive entre les entreprises. Ils définissent alors deux mesures de variété dépendant du niveau de proximité cognitive entre les entreprises. La variété reliée correspond à une diversité entre les entreprises caractérisées par un niveau élevé de cette proximité alors que la variété non-reliée s'appuie sur une mesure moins élevée de celle-ci. Ainsi, ils mettent en évidence deux mécanismes : un effet positif de la variété reliée sur ses performances économiques d'un territoire et un effet positif de la variété non-reliée sur la résilience économique. Ce dernier effet donne lieu à deux résultats. Tout d'abord, la distance spatiale entre les entreprises ne suffit pas à elle seule à la dispersion de la connaissance, encore faut-il que les acteurs partagent des savoir-faire. Le second résultat implique que l'effet de l'implantation d'une nouvelle entreprise dépend du niveau de similitude cognitive qu'elle partage avec les entreprises constituant le tissu productif.

Dans le chapitre 2 intitulé *"Agglomeration Economies in French Employment Zones: Industrial Related Variety and Spatial Externalities"* nous testons cette hypothèse pour le cas des zones d'emploi de France métropolitaine entre 2016 et 2021 en portant une attention

particulière à la structure du secteur industriel. Nous utilisons des données d'entreprises qui nous renseignent sur l'appartenance des établissements industriels à un secteur et à un territoire particulier comme mesure de la variété reliée. Deux types de variété reliée (non reliée) sont construites : une "globale" incluant tous les secteurs présents dans la base de données initiale ; et une "industrielle" se réduisant aux établissements appartenant à la base compétitive. Un modèle de Durbin spatial incluant à la fois de l'auto-corrélation endogène et exogène nous permet de modéliser la présence de concentration spatiale positive observée dans les données et confirmée par les tests spatiaux.

Les résultats de ce chapitre montrent que l'effet positif de la diversité sur la croissance de l'emploi total nécessite la présence des proximités géographique et cognitive entre les entreprises. L'effet de débordement souligne l'importance de la prise en compte d'auto-corrélation spatiale dans le phénomène de croissance de l'emploi des zones sur la période. En effet, une zone d'emploi entourée de territoires plus dynamiques se caractérise par un taux de croissance de l'emploi plus élevé. Cependant, les résultats concernant la croissance de l'emploi industriel sont plus nuancés : quelle que soit la forme de la variété, il existe un effet positif sur l'emploi industriel. Les effets marginaux indiquent un impact légèrement supérieur de la variété reliée industrielle par rapport aux autres.

Comme mentionné précédemment, la proximité "institutionnelle" joue un rôle crucial dans les comportements de coordination des agents économiques. Certaines politiques industrielles visent donc à encourager les échanges en créant un cadre propice à la collaboration entre les entreprises. C'est précisément ce que tentent de faire les récentes politiques industrielles, qui se basent sur les relations existantes entre les entreprises au niveau local pour stimuler le rapprochement.

Les pôles de compétitivité : les proximités au service de la politique industrielle

Les performances des territoires dépendent de la croissance de l'emploi, de celle des établissements ainsi que de la productivité (Carré & Levratto, 2011). La question des déterminants de cette croissance des emplois est donc particulièrement importante pour l'analyse de l'hétérogénéité de ces performances, ainsi que pour l'orientation des politiques publiques en soutien à l'industrie et aux territoires, tant sur le plan statique que dynamique.

Dans son livre "Souveraineté industrielle : Vers un nouveau modèle productif", Cohen (2022) revient sur le phénomène de désindustrialisation, les différentes théories de la politique industrielle et expose les différences des modèles américain, chinois et allemand. Entre le démantèlement de l'appareil industriel subventionné dans les années 1980 et l'élaboration du projet européen reposant sur le libre-échange et la doctrine du marché, la politique industrielle française s'est heurtée à un paradigme limitant l'intervention de l'État dans l'économie, en particulier dans le secteur industriel. Cet éloignement de la vision colbertiste s'accompagne de la critique sur la capacité de l'État à identifier les champions ("picking the winners") qui émerge au sein du consensus de Washington. Krugman (1991) critique l'idée d'une "bonne" spécialisation supposée émerger du libre-échange, met en évidence les défaillances du marché et redonne ainsi à la politique industrielle sa légitimité. Il faudra attendre le début des années 2000 et le constat de l'ampleur de la désindustrialisation de l'économie française[6], concomitant avec l'essor de la Chine comme puissance industrielle, pour remettre en question le modèle économique français.

Cohen *et al.* (2000) définissent la politique industrielle comme celle qui permet de "promouvoir des secteurs qui, pour des raisons d'indépendance nationale, d'autonomie technologique, de faillite de l'initiative privée, de déclin d'activités traditionnelles, d'équilibre territorial ou politique méritent une intervention". Derrière une définition large et plutôt consensuelle[7], la pluralité des outils mobilisés dénote parfois une diversité des interprétations

[6]En particulier avec la publication du rapport Gallois en 2012.

[7]Pour une analyse du débat autour du concept de la politique industrielle en France et en Europe, voir le

et choix politiques sur la façon d'atteindre cet objectif. En ce sens, se sont succédées ces dernières décennies des politiques de soutien à certains secteurs — notamment celui des services entre les années 1980 et 2000 — mais aussi à la compétitivité des entreprises via des politiques d'offre passant par l'allégement de la fiscalité des entreprises, ou encore l'aide à la transition numérique et écologique du secteur. Ainsi, les États disposent d'une large palette d'aides aux entreprises, aussi bien financières[8], que non financières (ces dernières incluent les réglementations et les droits de propriété intellectuelle). En revanche, il n'est pas uniquement question de favoriser la compétitivité coût ou prix, puisque la spécialisation d'un territoire dans des secteurs qui partagent des compétences, connaissances et savoir-faire communs semble faire émerger des comportements de coopération stimulant l'innovation (Frenken *et al.*, 2007; Boschma & Iammarino, 2009; Bishop & Gripaios, 2010). Comme l'expriment Carré & Levratto (2009), "si la proximité constitue donc une opportunité de coopération, en revanche, elle peut avoir besoin d'être activée".

Carré & Levratto (2009) élaborent une typologie des politiques industrielles françaises et démontrent une réorientation des politiques de distorsion des prix pour améliorer la rentabilité des entreprises vers des politiques conditionnant les aides à l'insertion des entreprises dans un collectif. C'est une vision que l'on retrouve dans le rapport de France Stratégie sur les politiques industrielles en France publié en 2020[9]. Ainsi, le soutien à la coopération et la transmission de compétences et technologies entre les entreprises, mais aussi les unités de recherche publiques ou privées, a pris une part importante dans les politiques industrielles ces dernières années, en comparaison aux traditionnelles politiques de baisse des coûts de production (aussi bien sur les salaires que sur le capital, avec des politiques visant à faciliter l'accès au crédit).

Comme le rappelle Louis Gallois dans un document de la Fabrique de l'Industrie consacré aux filières, le manque de collaboration entre les entreprises ainsi que la dégradation des

chapitre 2 "Que peut une politique industrielle" du rapport de France Stratégie "Les politiques industrielles en France - Évolution et comparaisons internationales" publié en 2020.

[8]Un exemple très étudié est le CICE (Crédit d'impôt pour la compétitivité et l'emploi) mis en place en 2012 à la suite du rapport Gallois, puis transformé en allègement de cotisations sociales durables en 2019.

[9]Pour plus de détails, voir le chapitre 9 "Politiques territoriales" du rapport "Les politiques industrielles en France - évolution et comparaisons internationales" publié en 2020.

relations entre les entreprises et leurs fournisseurs et sous-traitants, ont affaibli l'industrie française. Pour l'auteur, une des solutions réside dans la notion de "filières" qui "résume et symbolise tout à la fois une culture de solidarité, d'action collective, d'écosystème, en un mot de confiance. Il permet de mobiliser en faveur de la nécessaire montée en gamme de [l']industrie." L'Insee définit la filière comme "l'ensemble des activités complémentaires qui concourent, d'amont en aval, à la réalisation d'un produit fini. On parle ainsi de filière électronique (du silicium à l'ordinateur en passant par les composants) ou de filière automobile (de l'acier au véhicule en passant par les équipements). La filière intègre en général plusieurs branches". Cependant cette définition a fait l'objet d'évolutions et de critiques au cours du temps et semble dépendre fortement de l'orientation méthodologique et parfois politique de ceux qui l'emploient.[10]

La mobilisation par les politiques publiques des proximités géographiques et cognitives est particulièrement visible dans la politique de pôles de compétitivité mise en place à partir de 2004. Comme le rappelle Renou (2016), cette politique cherche à "stimuler la production d'innovation collaborative et in fine la compétitivité des industries et des territoires français" en rassemblant autour de projets communs des entreprises, centres de recherche et centres de formation. Elle met en évidence une inclusion du dispositif dans les systèmes locaux des territoires dont certains se retrouvent même au service d'objectifs d'aménagement du territoire. L'évaluation des politiques industrielles, que ce soit au niveau des entreprises ou du territoire est nécessaire afin de comprendre l'impact des politiques publiques sur le tissu industriel local. La répartition inégale des pôles sur le territoire métropolitain interroge sur d'éventuels effets macro-territoriaux de cette politique en matière de performances économiques des territoires.

C'est ce que nous cherchons à évaluer dans le chapitre 3 de cette thèse intitulé *"Effets macro-territoriaux de la politique des pôles de compétitivité en France : une approche par shift-share"*. Alors que les effets d'entraînement sur l'investissement privé des entreprises appartenant à un pôle, sur le chiffre d'affaire ainsi que sur les exportations des grandes

[10]Pour plus d'information concernant l'historique du concept, voir le chapitre 1 "L'apport d'un raisonnement en termes de filières. Pour une clarification du concept et de son utilisation" de Bidet-Mayer & Toubal (2013).

entreprises (GE) ont déjà été démontrés par Bellégo (2014), Ben Hassine & Mathieu (2017) et Autant-Bernard (2018), la littérature a porté une attention moindre aux effets macro-territoriaux.

Dans ce chapitre nous cherchons à combler ce manque et à déterminer l'impact sur la dynamique d'emploi des zones d'emploi métropolitaines de la présence d'un pôle de compétitivité. Pour ce faire, nous isolons la composante géographique – aussi appelée effet local – de l'emploi sur la période allant de 2006 à 2022 à l'aide de la méthode *shift-share*. Cet effet renseigne sur la part des divergences des performances économiques attribuée à des caractéristiques propres au territoire considéré et s'isole en retranchant des effets compétitif et structurel. Une première analyse des résultats souligne une différence statistiquement significative entre les zones accueillant un pôle de compétitivité et les autres. En effet, sur la période considérée, mais aussi à chaque période de labellisation, les écarts à la moyenne de croissance de l'emploi sont moindres pour les zones avec pôles. Ces écarts tendent à se réduire plus rapidement au fil du temps, avec une légère inversion de tendance observée vers la fin de la période (2019-2022). Cependant, aucune différence significative n'émerge en ce qui concerne le niveau des effets structurel et compétitif entre les zones accueillant des pôles et les autres zones métropolitaines. L'estimation d'un modèle spatial et d'un modèle SUR qui permet de limiter des problèmes de variables omises liés à la construction des variables ne conclut pas à un effet significatif de la présence du pôle sur cet effet local. Le fait que l'on ne retrouve pas économétriquement les observations issues de l'analyse du *shift-share* pourrait s'expliquer par les limites intrinsèques des données utilisées.

Chapter 1

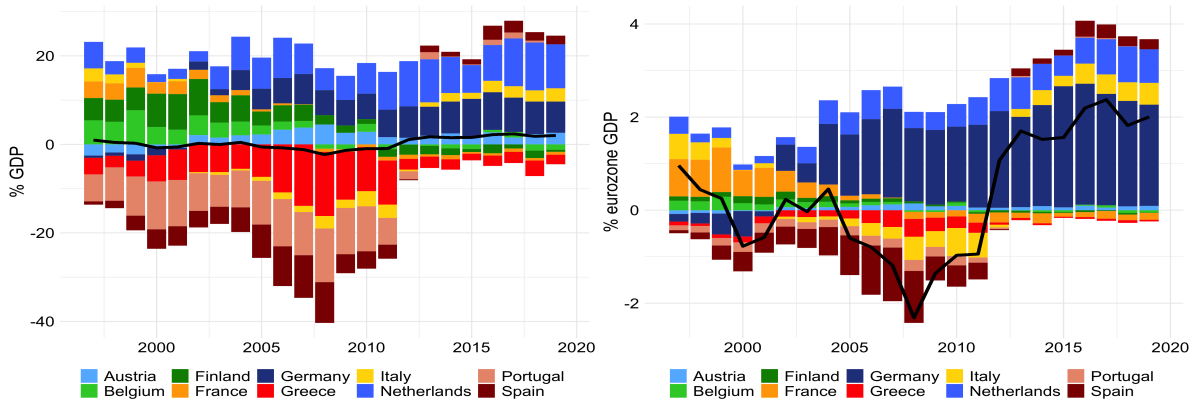
Current Account Balances' Divergence in the Euro Area: an Appraisal of the Underlying Forces [1]

[1]This chapter is a joint work with Carl Grekou (CEPII and EconomiX-CNRS, University of Paris Nanterre, France) and Valérie Mignon (EconomiX-CNRS, University of Paris Nanterre, France). A version of this chapter has been published as Faure, E., Grekou, C., & Mignon, V. (2023). Current Account Balances' Divergence in the Euro Area: An Appraisal of the Underlying Forces. **The BE Journal of Macroeconomics**. I would like to thank Thomas Chuffart, Thomas Grjebine, Francisco Serranito, and all the participants at the CEPII and EconomiX-CNRS seminars for their helpful comments and suggestions.

1.1 Introduction

The first decade of the European Monetary Union (EMU) has been marked by significant and increased current account (CA) imbalances (Figure 1.1), reflecting diverse macroeconomic developments. Peripheral countries, such as Greece, Portugal, and Spain, have accumulated huge deficits, whereas countries like Germany and the Netherlands displayed large surpluses. Those disequilibria have long been interpreted as reflecting the convergence process of peripheral countries toward core economies— the well-known Balassa-Samuelson effect (De Gregorio *et al.*, 1994; Wagner, 2005). In the same vein, Blanchard & Giavazzi (2002) explained that the CA imbalances within the euro area reflect increased financial integration, leading to surpluses in mature countries and deficits in economies with higher growth prospects. Therefore, CA imbalances were not worrisome because, once the convergence processes were completed, they were likely to be resolved.

However, the 2007-2008 financial crisis —highlighting the importance of private debt and its link with public debt (Zorell, 2017)— has revealed that peripheral countries' deficits were not the reflection of a convergence process but rather the sign of unsustainable imbalances. As noticed by Pierluigi & Sondermann (2018), the capital inflows received by peripherical countries (Portugal, Spain, and Italy) at the beginning of the 2000s widely increased their level of investment, thus deteriorating the CA balances. While investment should have materialized in productivity growth, it increased domestic demand in those countries, feeding the real estate bubbles. Indeed, as shown by Chen *et al.* (2013) in the Spanish case, productivity did not drive growth, and the rise in investment has mainly concerned the residential construction sector, which has been financed at the expense of the tradable sector. Being an unproductive investment, it called into question debt repayment prospects (Giavazzi & Spaventa, 2010).



Notes: The left-hand side chart reports CA expressed in percentage of domestic GDP, whereas CA are expressed in percentage of eurozone GDP in the right-hand side chart. The solid line indicates the eurozone CA balance based on the ten considered countries. The eurozone GDP corresponds to the sum of the same ten considered countries' GDP. Data on current accounts are extracted from the IMF WEO database.

Figure 1.1: Current account balances in the eurozone

While the 2008 crisis marked an important turning point due to the resorption of the growing trend of deficits, CA imbalances remain a crucial issue, with persistent structural differences across member countries. As Blanchard & Milesi-Ferretti (2012) stressed in a global context, fighting CA imbalances is essential in many respects (e.g., macroeconomic stability, sustainable growth, and debt burden). In the euro area —like any other monetary union—, monitoring and reducing CA imbalances is even more critical for the good implementation and efficiency of the monetary policy and, more generally, for the sustainability of the zone. This can be illustrated by the Alert Mechanism Report —the starting point of the annual cycle of the macroeconomic imbalance procedure (MIP)— which is a document issued by the European Commission that aims at monitoring the internal and external macroeconomic imbalances within the euro area and producing recommendations if disequilibria are detected.

Understanding the underlying forces of CA imbalances —global imbalances— has been one of the major challenges in international economics during the late 2000s and 2010s. This chapter tackles this key issue within the eurozone-specific context. It departs from the existing literature[2] in that its aim is not to identify the CA determinants but to assess their

[2]See Calderon *et al.* (2000), Chinn & Prasad (2003), Gruber & Kamin (2007), Calderón *et al.* (2007),

contribution to explain the CA gaps across the Member States, i.e., the deviation of the CA of a given country from the average Eurozone CA. As imbalances within the EMU were not considered harmful before the late 2000s, the literature dealing with CA disequilibria in the eurozone borrowed heavily from that on global imbalances.[3] In addition to being relatively scarce, studies relying on a specific framework tailored for the EMU have generally investigated one issue at a time —thereby creating an anchoring effect for ulterior research. To the best of our knowledge, no study aimed at unifying the analyses in a coherent and consistent framework to gauge the different viewpoints and get a richer narrative.

Competitiveness differentials have been a major research avenue, addressed in various ways. Significant heterogeneity in terms of competitiveness (price/cost and non-price) has actually been highlighted by a number of studies (see, e.g., Dieppe *et al.*, 2012) and have fueled the "*Competitiveness legend*" (see Wyplosz, 2013); competitiveness being presented as the CA imbalances keystone. According to Belke & Dreger (2011), diverging competitiveness has been the primary factor of external imbalances in the eurozone. Similarly, Le Moigne & Ragot 1 (2015) attribute half of the trade performance differences between France and Germany over the 1993-2012 period to wage divergence. With a different prism, that of internal devaluation, Geerolf & Grjebine (2020) show that the social protection system reforms implemented by Germany have contributed to improving the trade balance —by simultaneously lowering the labor cost, which acts as an export subsidy and discouraging imports. Almunia *et al.* (2021) support this view, arguing that the contraction of the internal demand caused by the reforms has facilitated and encouraged firms to seek external opportunities to evacuate surpluses, explaining Germany's export performances.

The issue of the internal demand dynamics also connects with the well-established and related literature on the saving-investment approach and the "twin deficits" hypothesis. Ac-

Chinn & Ito (2007, 2008), Cheung *et al.* (2010), and Brissimis *et al.* (2012).

[3]The literature focusing on the EMU actually emerged after the 2008 financial crisis and the European sovereign debt crisis, and investigates the relationship between the latter two crises and the intra-eurozone imbalances.

cording to the saving-investment framework developed by Faruqee & Debelle (1996), CA surpluses can be viewed as an excess of savings —relative to investments— in a country; deficits therefore illustrate financial needs. In the eurozone, the German case has again concentrated the attention.[4] This approach permits accounting for the twin deficits hypothesis, fiscal and CA balances moving in the same direction (Chinn & Prasad, 2003; Phillips *et al.*, 2013; Cubeddu *et al.*, 2019). Focusing on EMU countries, Decressin & Stavrev (2009) find a positive and significant effect of the fiscal balance on the CA and show that demographic factors also affect saving behavior.

The intertemporal approach —relating the present consumption to the discounted value of future expected net output or net wealth— may be regarded as an extension of the saving-investment framework. While this approach was initially applied to explain the US CA deficits in the early 2000s, it has been revisited in the case of the EMU countries —especially Southern—, putting forward catching-up effects, hence explaining CA imbalances by the stage of development (see, e.g., Blanchard & Giavazzi (2002)). Decressin & Stavrev (2009) and Lane & Pels (2012) empirically corroborate this conjecture in the case of the EMU countries by highlighting a positive correlation between the stage of economic development—proxied by the relative income per capita —and the CA balance. In the same vein, in connection with countries' specialization, productivity differentials have been advanced as an argument for the CA balances' divergence in the eurozone. Considering a panel of advanced economies, Cova *et al.* (2008) show that countries with a specialization in the tradable sector tend to display higher-than-otherwise CA balances due to the higher productivity in the tradable sector relative to the non-tradable sector. Le Moigne & Ragot 1 (2015) also show that Germany has benefited from an effective specialization, but its export orientation partly explains the differences from French exports.

[4]Indeed, it has been extensively discussed that the German fiscal reforms at the end of the 1990s —increases in VAT and fuel taxes— and labor reforms —Hartz law between 2003 and 2005— have led to a contraction of the household's revenues and pushed precautionary saving, explaining the increase of the German surplus. See, among others, Kollmann *et al.* (2015) and Ruppert & Stähler (2022).

In the present chapter, we fall into this literature but follow a different and novel approach. Indeed, rather than concentrating on the CA determinants themselves, we seek to explain what causes the differences in CA (im)balances across eurozone countries and their evolution. Specifically, we are interested in explaining why the CA of a given country has diverged from that of the other Member States rather than focusing on the CA determinants of this country in absolute terms. In contrast with previous studies on EMU countries, we investigate several potential explanations put forward in the literature. As noted above, our examination will fill a significant gap by unifying the different analyses in a coherent and consistent framework. Also, we depart from the notion of sustainability which has been the subject of most of the literature on global imbalances. The sustainability notion is highly normative —due to the choice of the fundamentals and the definition of their sustainable levels— and only offers a cursory reading. Beyond sustainability, we provide a more objective and in-depth reading of CA imbalances by placing the convergence question at the heart of the approach, which is crucial for the proper conduct of economic policies in the eurozone and its prosperity. Therefore, understanding the reasons behind the divergences is fundamental to ensure these policies' effectiveness; this is the aim of the present chapter.

To this end, we consider a panel of 10 EMU founding countries over the 1997-2018 period and rely on the Bayesian Moving Averaging approach to estimate a robust CA model, including usual and eurozone-specific determinants. Then, we assess the contribution of each considered factor in explaining heterogeneity between countries' CA balances. Our results show a remaining real divergence between eurozone countries as we find long-lasting differences in Members States' economic development.[5] The stage of development plays a determinant role in explaining the CA gaps, as well as differences in cost and price competitiveness. More structural determinants, such as demographics, also explain part of the CA gaps, while cyclical factors have impacted the countries heterogeneously.

[5]In this sense, imbalances initially considered as "good imbalances" (Blanchard & Giavazzi, 2002) —because reflecting a catching-up process— turned out to be persistent "bad imbalances" (Belke & Dreger, 2011).

The rest of the chapter is organized as follows. Section 1.2 presents our empirical framework. Section 1.3 displays the results and related comments. Section 1.4 concludes the chapter.

1.2 Empirical framework

1.2.1 Current account determinants

Uncovering the forces behind CA balances' divergences, i.e., providing economically relevant historical decompositions of the balances' gaps, presumes a sufficiently reasonable ability to apprehend the observed CA dynamics. To meet this requirement, the choice of the CA determinants should be as comprehensive as possible to account for all possible explanations while remaining intelligible.

A major strand of the literature has covered issues related to CA sustainability, providing us with several key determinants relevant in the medium and long term.[6] Among those factors, relative productivity dynamics, net foreign asset position, and demographics are essential. Policy variables also emerged as important drivers of the CA dynamics (Wollmershäuser & Schnabl, 2013), along with several cyclical factors (Faruqee & Debelle, 1996).

Based on this existing literature, we collect data on 32 potential CA determinants. To select the most relevant ones, we rely on Bayesian techniques (Bayesian Model Averaging, BMA), which allow us to address the issues of model uncertainty and parsimony.[7]

As expected, macroeconomic fundamentals enter with high PIPs. We retain (i) the GDP per capita —in PPP terms— relative to trading partners[8], (ii) the net foreign asset position,

[6] See for instance Chinn & Prasad, 2003; Lane & Milesi-Ferretti, 2012; Cheung *et al.*, 2013, and the references in Section 1.1.

[7] The methodology and related results are reported in Appendix C. Exploring a universe of 2^{32} —i.e., 4,294,967,296— possible models, the BMA analysis identified 15 robust determinants —i.e., determinants with a posterior inclusion probability (PIP) higher or equal than 0.50.

[8] We consider a sample of 186 trading partners.

and (iii) the expected GDP growth —also relative to the trading partners. The relative GDP per capita stands for the development stage and accordingly captures the effects associated with the latter. Different predictions —not necessarily mutually exclusive— for higher-than-otherwise CA balances are associated with richer countries. The most widespread argument (Chinn & Prasad, 2003; Ricci *et al.*, 2008) is articulated around the idea that more developed countries —with already high capital-labor ratios— are expected to export capital to less developed countries. Say differently, capital flows should go downhill from richer to poorer countries as a result of the search for higher returns. Our proxy also captures the Balassa-Samuelson effect that associates higher CA balances with more developed countries due to higher productivity.[9] The expected —relative— GDP growth, capturing expectations, is an essential determinant of both investment and savings. Higher output growth is associated with higher consumption and lower savings. Accordingly, higher expected GDP growth is associated with a deteriorated CA in the intertemporal approach.[10] Finally, the inclusion of the net foreign asset position (NFA) is consistent with the findings that countries with large NFA tend to display higher CA balances owing to its positive effect on the net income balance.[11]

Looking now at structural determinants, demographics come first. Intuitively, demo-

[9]Roughly speaking, the Balassa-Samuelson effect refers to the real exchange rate appreciation inherent in a catching-up process. Since our proxy is computed vis-à-vis 186 trading partners, we rely on the total population instead of the working population for which data are often scarce for most developing and emerging economies. The issue of data availability also prevented us from resorting to data on tradable/non-tradable relative productivity —even if it measures a specific dimension of the stage of development effect. However, comparing our measure with those of Mano & Castillo (2015), we find very high correlations and similarities between countries' differentials.

[10]The whole story actually relates rationale expectations, borrowing restrictions, and consumption smoothing. According to the intertemporal approach, if agents anticipate, for instance, a productivity shock in the —near— future, they will tend to smooth their consumption as much as possible in the absence of borrowing constraints. In this perspective, consumption today is equal to a share of the present discounted value of future expected net output or net wealth. This translates into smaller surpluses/larger deficits.

[11]It should however be noted that in some cases, a negative relationship could be observable due to the ability of certain countries to run deficits while remaining solvent. Such a negative relationship often occurs for large negative NFA-to-GDP ratios. Given the presence of debtor countries in our sample, we investigated this nonlinearity issue by adding interactions between the NFA-to-GDP ratio and dummy variables for different thresholds. Results, available upon request to the authors, do not corroborate the existence of nonlinearity in our sample.

graphic variables are intended to capture the influence of the population —both the structure and dynamics— on saving-investment behaviors. However, the relationship between the CA and demographics is not straightforward, owing to the multidimensionality of the latter. Indeed, the rationales underlying the standard proxies for demographics differ. Looking first at the population dynamics, the usual proxy is population growth. Its effect on the CA is generally found to be positive, as a rise in the population due to the birth rate increase is associated with higher consumption/investment and higher growth expectations. Turning to the population structure, the dependency ratio (generally old-age) and aging speed are often retained. For the old-age dependency ratio, a negative relationship with the CA is expected. Indeed, according to the life-cycle hypothesis, a higher old-age dependency ratio leads to an increase in consumption relative to income, which reduces private savings. The aging speed on its side captures the forward-looking aspect. The increase in the aging speed —owing, for instance, to a longer life expectancy due to medical progress— is generally associated with higher incentives to save and, therefore, an improved CA. Along with the demographic trends, we also control for trade openness. Beyond the structural characteristics, trade openness, measured as total exports and imports as a share of GDP, may capture not only the globalization trend and its associated cross-border trade increase, but also trade or industrial policies relevant to the CA dynamics.

Turning to policy variables, we first account for the effects of fiscal policies by considering the —cyclically adjusted— government balances. Also, to gain insights into the nature of the spending and the impact in terms of investment-saving behaviors, we construct a factor variable, *Welfare state*.[12] This variable accounts for the level of social security or the extent

[12]Drawing on data on current transfers, tax revenues, and public service expenditures, *Welfare state* is derived relying on factor analysis. The only factor retained opposes, on the left side, the government tax revenues, and on the right side, the public service expenditures, and current transfers. Hence, the higher the value of the factor, the higher the level of social security/the lower the level of precautionary savings. Further note that considering both the current transfers and public service expenditures —rather than only health expenditures— allows us to cover a broader range of fiscal policies. Along the same lines, the introduction of tax revenues measures the repercussion scale of those policies on households' disposable income.

of precautionary savings. Similarly, we consider data on the private debt and foreign direct investment growth rates to reflect the financial cycles.[13] As is often the case, *(i)* a capital control measure —proxied by the $KAOPEN$ index (see Chinn & Ito, 2008)— and *(ii)* a proxy for the international financial environment —the VIX index— accompany the aforementioned group of financial variables. We also consider a set of variables to better capture the multidimensionality of trade policies. In addition to trade openness, we account for *(i)* the level of applied tariffs, and *(ii)* the market performance of exports of goods and services on export-weighted imports of goods and services. Along with these trade policy proxies, we consider, in line with the debates on competitiveness differentials within the zone, *(i)* the unit labor costs (ULC) and the total factor productivity as cost-competitiveness proxies, and *(ii)* the currency misalignments as price-competitiveness indicator.

Finally, the output gap and the terms of trade form the group of cyclical variables. The output gap —output deviations (HP filter) in percent of potential GDP— is negatively associated with the CA, reflecting the business cycle's influence in terms of saving and investment on the CA. In contrast, the terms of trade are positively associated with the CA as their improvement goes along with —temporary— income gains generally matched by higher savings.

1.2.2 Data

Our sample consists of 10 early euro area countries: Austria (AUT), Belgium (BEL), Finland (FIN), France (FRA), Germany (DEU), Greece (GRC), Italy (ITA), the Netherlands (NLD), Portugal (PRT), and Spain (ESP). As is often the case, Luxembourg is excluded due to its tax-haven nature. In the same vein, we also discard Ireland due to the massive presence of Tech companies (i.e., GAFAM) that distort economic indicators and complicate international

[13]Note that the cyclical components —HP filter-based— of the two variables were also considered to capture the effect of financial excesses. However, these alternative measures gave any significant results.

comparisons (Honohan *et al.*, 2021).

Due to data availability constraints, we consider annual series over the 1997-2018 period.[14] Table 1.A.1 in Appendix 1.A reports the variables' definitions and sources.

Finally, it should be noted that, for each country, some variables (see Table 1.A.1) are computed relative to the trading partners' weighted average. This is so since relative positions rather than national dynamics make sense when focusing on the CA, which is, by definition, a summary variable of multilateral flows.[15]

1.2.3 Methodology

The state-of-the-art approach consists in estimating an augmented CA model, taking into account the heteroskedasticity issue as well as the autocorrelation of the CA data. We follow these lines and consider the whole set of determinants discussed above:

$$CA_{i,t} = \alpha + \sum_{i=1}^{k} \beta_i X_{i,t} + u_{i,t} \tag{1.1}$$

with k denoting the number of determinants $X_{i,t}$, $u_{i,t}$ being an i.i.d error term, and α the constant term. As stressed above, the retained determinants are chosen using the BMA methodology, leading us to select 15 robust variables (see Appendix C).

In line with the literature (Phillips *et al.*, 2013; Coutinho *et al.*, 2018; Cubeddu *et al.*, 2019), we do not include country-specific effects as they do not provide an economic explanation of observed CA balances and may capture hysteresis effects (slow-moving determinants or lingering policy distortions). Besides, including country-fixed effects would *(i)* force the CA imbalances' average to be equal to 0 over the period for each country and therefore

[14] Note that considering two years before the launch of the single currency allows us to gain degrees of freedom without impacting our findings. This was expected as EMU countries entered a convergence process ten years before the introduction of the euro. For the sake of completeness, we also rely on a less informative model than the one suggested by the BMA analysis, which allows us to cover the 1980-2018 period. Results are available upon request to the authors.

[15] This approach is also adopted by the IMF, see Phillips *et al.* (2013) and Cubeddu *et al.* (2019).

exclude the possibility of persistent CA imbalances, and *(ii)* not allow us to assess the contribution of a given variable in explaining the CA gap between a country and the rest of the panel.[16] Furthermore, potentially less exogenous variables are lagged to mitigate endogeneity issue(s) (see Table 1.2).

Once Equation (1.1) is estimated, the assessments of the determinants' contributions follow a simple fitting exercise. Indeed, since we are interested in evaluating the effects associated with heterogeneity between countries, we consider the eurozone CA balance (GDP-weighted average) as the benchmark and accordingly derive the contributions of the factors by fitting Equation (1.1) with the variables' gaps relative to their GDP-weighted averages —using estimates in column (2.1) in Table 1.2. For a specific factor, say X, the contribution is thus derived as follows:

$$Contrib._{i,t}^{X} = \hat{\beta}_X (X_{i,t} - \bar{X}_t) \tag{1.2}$$

where $\hat{\beta}_X$ represents the estimated coefficient associated with variable X, and $\bar{X}_t$ indicates its yearly average (GDP weighted). Other things being equal, the obtained contributions illustrate to what extent the variables contributed to the CA balance gaps relative to the eurozone average (Figure 1.2).[17] To gain intelligibility, the variables' contributions are grouped into different categories (see Table 1.1).

Overall, and as previously mentioned, despite displaying common features —the most important being the estimation procedure—, our analysis differs from the above-cited previous studies, which aimed at explaining CA balances in "absolute terms". Instead, our approach allows us to assess CA balances' divergences between the selected eurozone countries, leading us to evaluate the cost of the divergence within the EMU. In other words, we depart from the existing literature in two ways: our approach *(i)* does not require the estimation of an equi-

[16] In addition, from a methodological viewpoint, one case in which the feasible generalized least squares (FGLS) estimator —used to estimate Equation (1.1) — might be inconsistent is when individual-specific fixed effects are present.

[17] Table 1.B.1 in Appendix 1.B provides details on the estimated average contributions. Note that weights are computed annually and are quite stable over time.

librium/benchmark CA position of the country,[18] and *(ii)* allows us to explain CA balances' divergence across the EMU Member States thanks to our measure of contribution (Equation 1.2). Finally, it is worth noting that while the papers presented in Section 1.1 mainly focus on one issue at a time, we gather different viewpoints in a coherent and consistent framework.[19]

Table 1.1: Variables' grouping

Category	Sub-category	Variables
Competitiveness	Cost	Total factor productivity
		Unit labor costs
	Price	Currency misalignments
Conjuncture		Expected GDP growth
		Output gap
Demographics		Population growth
		Old-age dependency ratio
		Population aging
Development stage		Relative GDP per capita
Financial conditions		Private debt growth rate
		Financial openness
		Change in the VIX
		Foreign direct investments (net inflows)
Fiscal balance		Cyclically adjusted government balance
Trade policy		Market performance
		Trade openness
		Applied tariff rates
Welfare state		*Welfare_State*
Others		Net foreign asset position
		Terms of trade

[18] This approach implies assessing the long-term value of the fundamentals.

[19] Along the same lines, while previous studies generally focus on two countries to analyze their CA gap, our method allows us to diagnose the CA gap of a country i relative to the rest of the panel —which is particularly relevant in the monetary union context.

1.3 Results

1.3.1 Estimation results

Table 1.2 displays the estimation results of Equation (1.1).[20] The usual regression coefficients are reported in column (2.1), while column (2.2) provides the standardized coefficients (betas) for comparison purposes.[21] Overall, the estimates are significant and have the expected signs. Furthermore, the model shows a relatively high explanatory power, with around 70% of the CA's variance explained. Say differently, our potential explanations for the differences in the CA balances between the countries find positive echoes in the empirical analysis.

Indeed, looking first at the *Competitiveness* side, both the price and cost competitiveness proxies appear highly significant. An increase in total factor productivity is associated with an improvement in the CA balances. In contrast, a rise in unit labor costs or currency misalignments —a reduction of the undervaluation or an increase in the overvaluation— deteriorates the CA balances. However, the cost competitiveness differential matters more than the price competitiveness differential, as indicated by the betas in column (2.2).

Similarly, the estimates confirm the importance of the relative cyclical position (relative output gap). The latter displays a negative sign, reflecting the influence of the business cycle on saving-investment behaviors: weak domestic demand —i.e., negative output gaps— goes along with higher saving/low investment. In contrast, the coefficient associated with the expected GDP growth does not appear statistically significant.[22]

As indicated by the coefficients, demographic developments have contributed negatively

[20] Figure 1.B.1 reports the actual CA balances as well as the model-fitted values.

[21] The estimates are derived using Prais-Winsten regression, i.e., linear regression with panel-corrected standard errors (heteroskedasticity and panel-specific AR(1) autocorrelation structure). Further note that OLS-based estimates are similar —which minors considerably estimation issues. Finally, it is worth mentioning that the estimates are stable over time (Chow's stability test results are available upon request to the authors).

[22] The lack of statistical significance should not be seen as evidence against the validity of the intertemporal approach. Indeed, according to the latter framework, favorable growth prospects entail consumption smoothing, which translates into the current economic activity.

to CA balances over the period. Indeed, the positive effect associated with population aging —due to higher incentives to save— appears weaker than the negative one originating from the increase in the population growth rate (column (2.2)).

The relative GDP per capita —in PPP terms— is also positively associated with the CA, hence supporting the finding that more developed countries, other things being equal, tend to run higher CA balances.

Regarding financial aspects, all our variables are found to be significant and associated with a deterioration of the CA, as expected.[23] Accommodative policies (increased private credit or higher capital account openness) or higher uncertainty in financial markets negatively impact the EMU countries' CA.[24]

The results also confirm the validity —at least partially— of the twin deficits hypothesis with a positive coefficient indicating that the —cyclically adjusted— fiscal balances and CA balances tend to move together. In the same vein, we also find a significant and negative impact of *Welfare state*, our synthetic variable measuring the level of social security and proxying the level of precautionary saving. Hence, countries with a relatively high level of social security tend to run more important CA deficits due to lower savings/higher consumption.

Trade policy variables appear relevant as a rise in applied tariff rates (raising the cost of imports), and more open economies are associated with an improvement in the CA balance.

Finally, as expected, the coefficients associated with the net foreign asset position and terms of trade are significant with a positive sign.

[23]The relative GDP per capita (both the level and detrended data) interaction with the capital account openness was considered but turned out to be non-significant.

[24]The sensitivity of the countries' CA balances to uncertainty owes much to the euro's flaws (e.g., lack of safe assets, limited market size) that prevent(ed) it from challenging the US dollar as a safe-haven currency.

1.3.2 On the heterogeneity within the eurozone

While the above results gave us clues regarding the importance of the variables, they remain too general, static, and so, limited in scope. In this respect, assessing the contributions of each variable/group of variables for each country and over time will undoubtedly give substance to the analysis. Figure 2 shows such historical decompositions of the CA balances over time.[25]

On average, Greece is the economy that suffered the most from competitiveness issues within the eurozone, with an estimated average cost of -3.08% of GDP per year (see Table 1.B.1 for the average costs). As shown in Figure 1.2, this effect has been relatively stable over time. As Figure B.4 in Appendix B reveals at a more disaggregated level, this persistent competitiveness problem was mainly related to the low level of TFP. It is worth mentioning that following the sovereign debt crisis, the implemented austerity programs have had opposing effects by lowering the ULC but at the expense of the TFP. Say differently, the implemented policies led to "rob Peter to pay Paul" and thus did not improve the cost competitiveness issue. Furthermore, the Greek economy displays the most negative cost in terms of price competitiveness (proxied by the exchange rate misalignments), -0.8% of GDP on average per year (see Table 1.B.1). This has been so since its entry to the eurozone (see Figure B.4), whereupon Greece registered a significant —and extant— overvaluation owing to the appreciation of the single currency after 2002.[26] As a result, the competitiveness issue was by the late 2010s even more important than it was in the early 2000s. In the case of Portugal, the second economy with the higher cost in terms of competitiveness, the main determinant was again the relatively low TFP levels, explaining around 90% of the costs. The middle cohort,

[25] We illustrate the explanatory power of the model over time by showing the actual CA balance gaps (i.e., relative to the EMU average) along with the share of CA balance gaps that is not explained by the model ("*Unexplained*"). Figure B.4 in Appendix B displays the contributions of each variable.

[26] It is worth noting that the euro appreciation from 2003 has had different impacts depending on the countries' fundamentals. In most cases, it drove the exchange rate misalignments (upward trends), which, in turn, eroded the price competitiveness advantages.

Table 1.2: Estimation results

Variables			Coef.	Beta
			(2.1)	(2.2)
Competitiveness	Cost:	Total factor productivity ($l.CTFP$)	**0.074*** **	**0.210*** **
			(0.027)	(0.077)
		Unit labor cost ($l.d.ULC$)	**-0.159** **	**-0.055** **
			(0.080)	(0.028)
	Price:	Currency misalignments (Mis)	**-0.072** **	**-0.087** **
			(0.036)	(0.044)
Conjuncture	Expected growth ($Expected_GDPg$)		0.078	0.028
			(0.056)	(0.020)
	Output gap ($Output_gap$)		**-0.515*** **	**-0.186*** **
			(0.089)	(0.032)
Demographics	Population growth ($popg$)		**-0.211*** **	**-0.183*** **
			(0.067)	(0.058)
	Old-age dependency ratio ($OADepRatio$)		0.006	0.015
			(0.024)	(0.061)
	Aging ($aging$)		**0.402*** **	**0.225*** **
			(0.089)	(0.050)
Development stage	Relative GDP per capita ($l.GDP_PC$)		**0.142*** **	**0.441*** **
			(0.026)	(0.081)
Financial conditions	*Private debt* ($l.d.PrvD$)		**-0.074** **	**-0.053** **
			(0.034)	(0.024)
	Foreign direct investment, net inflows ($l.FDI$)		**0.087***	**0.072***
			(0.048)	(0.040)
	Capital openness ($l.KAOPEN$)		**-0.051***	**-0.078***
			(0.028)	(0.043)
	VIX ($d.VIX$)		**-0.010*** **	**-0.058*** **
			(0.004)	(0.022)
Government balance	Cyclically adjusted balance ($l.Gov_Bal$)		**0.307*** **	**0.154*** **
			(0.085)	(0.042)
Trade policy	Market performance ($d.MPerf_Exp$)		**0.103*** **	**0.077*** **
			(0.031)	(0.023)
	Applied tariffs ($Tariffs$)		**0.083*** **	**0.139*** **
			(0.021)	(0.036)
	Trade openness ($l.d.Trade$)		**0.120** **	**0.069** **
			(0.050)	(0.028)
Welfare State	($Welfare_State$)		**-0.009*** **	**-0.093*** **
			(0.002)	(0.022)
Others	Terms of trade ($l.tot$)		**0.126** **	**0.087** **
			(0.063)	(0.043)
	Net foreign asset ($l.NFA$)		**0.015** **	**0.155** **
			(0.006)	(0.064)
	Constant		**-0.015***	-0.021
			(0.008)	(0.041)
Observations / N			190/10	190/10
R-squared			0.743	0.744

Notes: Robust standard errors in parentheses. *** (resp. **, *) indicates statistical significance at the 1% (resp. 5%, 10%) level. l (resp. d) stands for the lag (resp. difference) operator. Coef: usual regression coefficient; Beta: standardized coefficient.

formed by Finland, Belgium, and Spain, relatively close to the eurozone average, was not really penalized by competitiveness issues. In contrast, at the other end of the spectrum, the Netherlands, followed by Germany and France, have benefitted from competitive advantages. Once again, the largest contribution is associated with the TFP levels, particularly for the Netherlands and France. In the German case, the competitiveness determinants evolved over time. As visible in Figure B.4, before 2009, the ULC and the German undervaluations were the primary sources of the German advantage. From 2008-9, owing to the austerity programs within the zone, the relative ULC gains eroded and then reversed.[27] However, as discussed in the Greek case, these austerity programs hampered growth prospects in several countries. As a result, with stronger fundamentals, the German economy benefitted from a higher level of TFP and an undervalued currency that maintained a competitive advantage. The extent of the undervaluation has even been the most important source of competitiveness in Finland during the 2000s and the early 2010s. Overall, our findings are in line with Arghyrou & Chortareas (2008), Belke & Dreger (2011), and Mirdala & Ďurčová (2017), who show that the lack of competitiveness is a crucial explanation for rising European CA imbalances.

Turning to the relative cyclical position, Greece again ranks first regarding the magnitude of the contributions. Indeed, as visible in Figure 2, the years before the financial crisis are associated with substantial negative contributions compared with the other countries. The Greek boom during the late 2000s has thus plummeted the CA by 3.48% more —on average over the 2006-2009 period— compared to the zone's average. The unprecedented subsequent contraction in Greece after 2008 reversed these negative contributions into positive ones of similar amplitudes with a culminating point amid the sovereign debt crisis. Again, while most countries displayed the same pattern —although with smaller amplitudes—, France and Germany exhibited the opposite trend with negative contributions in the aftermath of

[27] This illustrates the relatively weak estimated contributions of ULC due to the important dispersions. This is especially the case in Southern countries, where there is a reversal of ULC contributions —from negative to positive— under the austerity programs in the aftermath of the global financial and sovereign debt crises.

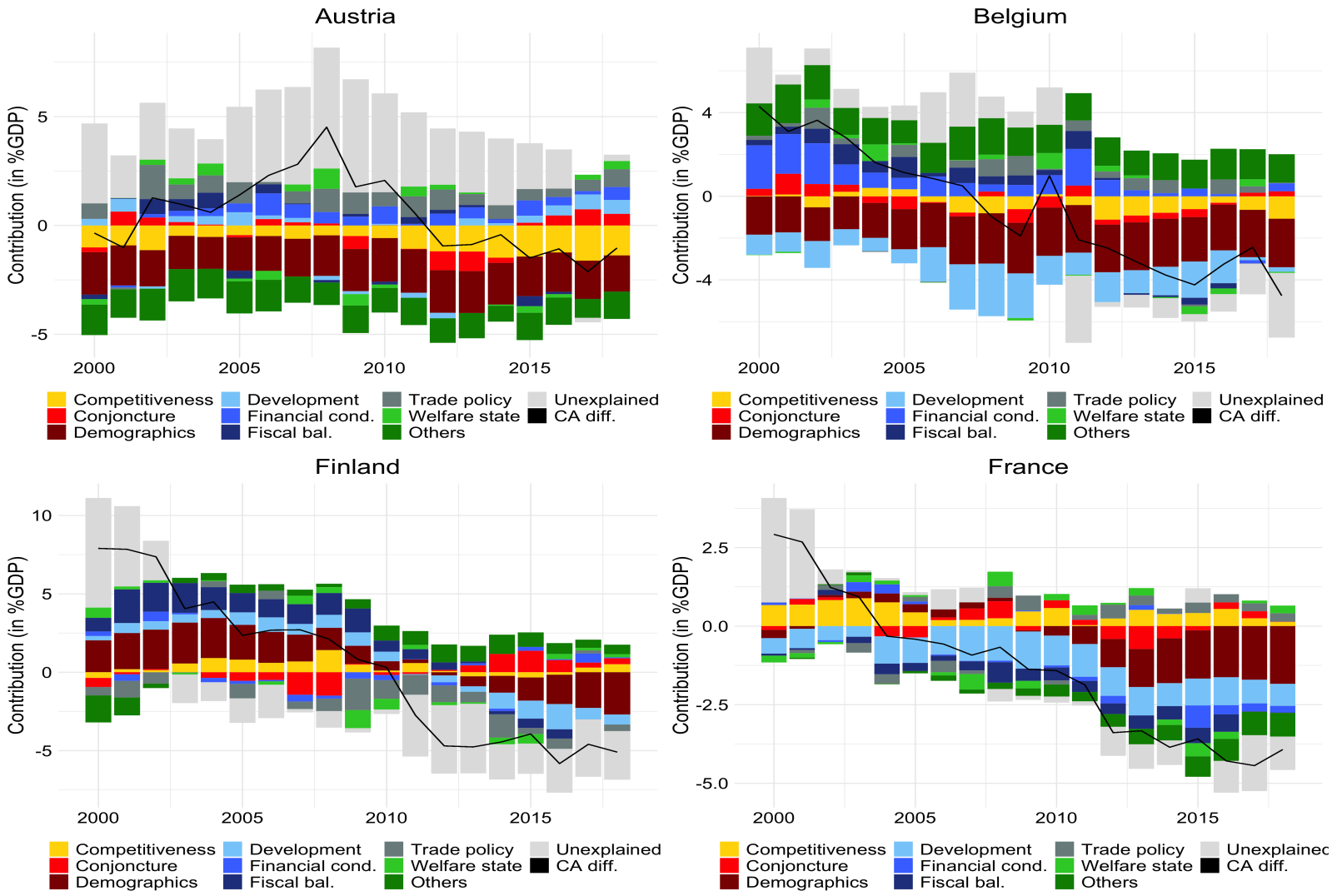
the crises.

Regarding demographics, the relatively more dynamic population trends in Austria and Belgium have tended to deteriorate the CA balances by around 2% of GDP per year —on average.[28] On the other hand, thanks to their constant and relatively weaker population growth rates and high aging speed,[29] Greece and Portugal have benefitted from the demographic developments compared to the other countries. In Figure 2, the different evolutions of the costs associated with demographic heterogeneity are also worth noticing. Indeed, the 2000s are related to important changes in demographic trends in some countries (see Figure B.3 in Appendix B for more details). These breaks in the demographic trends, namely in the population growth in Germany, Greece, and Spain, led to somewhat fluctuating averages, which explain the vanishing contributions of demographics in Italy and France during the 2000s.

Germany has been the first European country to register a massive fall in the fecundity rate; denatality has become structural. From the mid-1990s to 2012, the German population growth rate was lower than that of the eurozone before a reversal of the trend in 2013. Since that date, the superiority of the German growth rate over that of the eurozone is explained by very high immigration, particularly from Turkey. These demographic trends are fully reflected in Figure 2, which shows a positive contribution of demographics to the CA until the late 2010s, but a reversal afterward due to the relative increase in population.

[28] While the major part of the effects is attributable to the aging population in Belgium —the slowest compared to the retained countries— both the aging speed and the population growth explain the demographic costs in Austria (see Figure B.4).

[29] Recall that higher population growth rates are expected to deteriorate the CA balances because of the lack of saving among the very young. For instance, in Greece, the population growth rate was higher than that of the euro area prior to the beginning of the 2000s before turning to be lower since 2002, a pattern which is reflected in Figure 2 with a positive contribution of demographics to the CA since that date.



(Continued on next page)

Figure 1.2: Current accounts: actual values and model-based historical decompositions

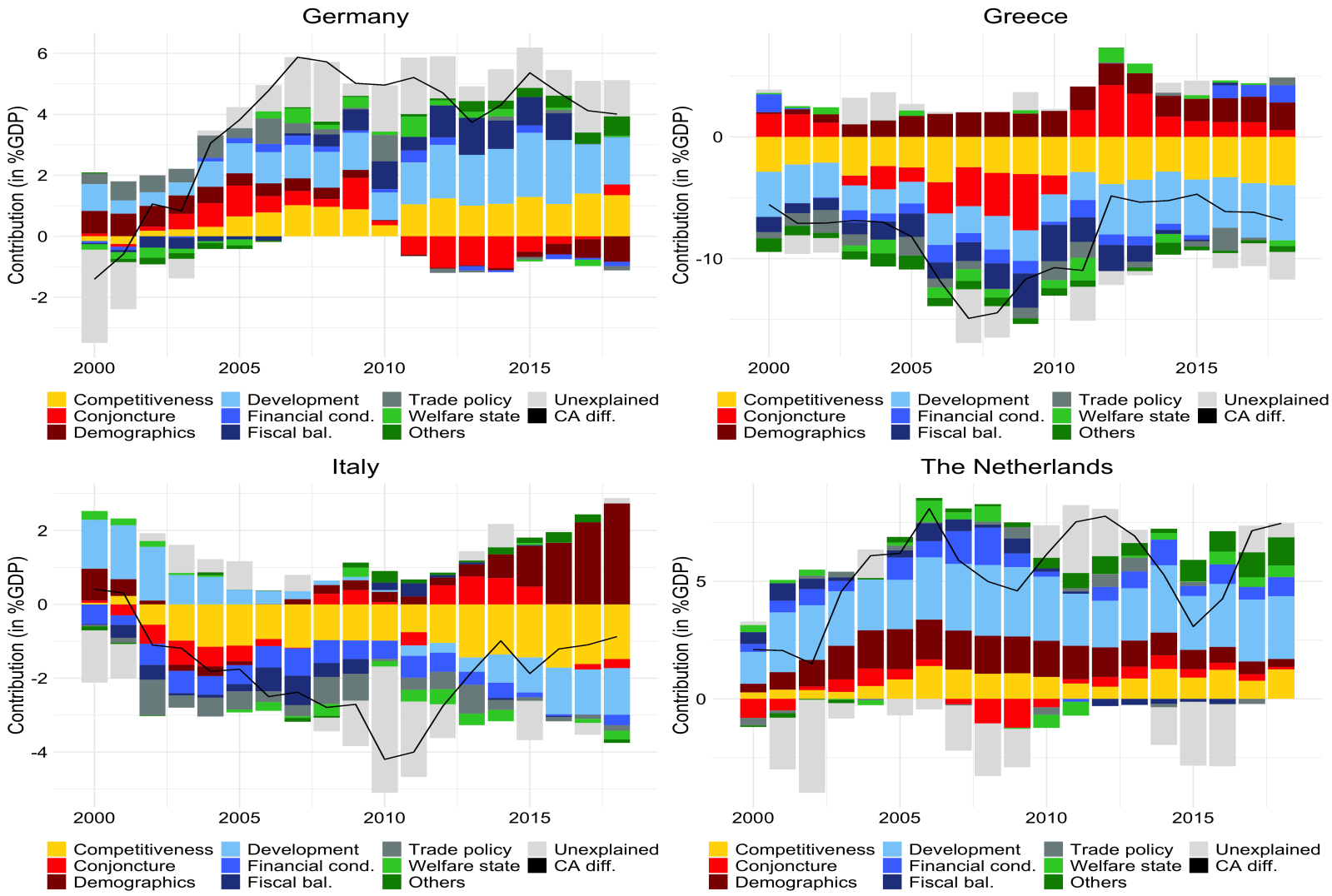


Figure 1.2 : Current accounts: actual values and model-based historical decompositions

(Continued on next page)

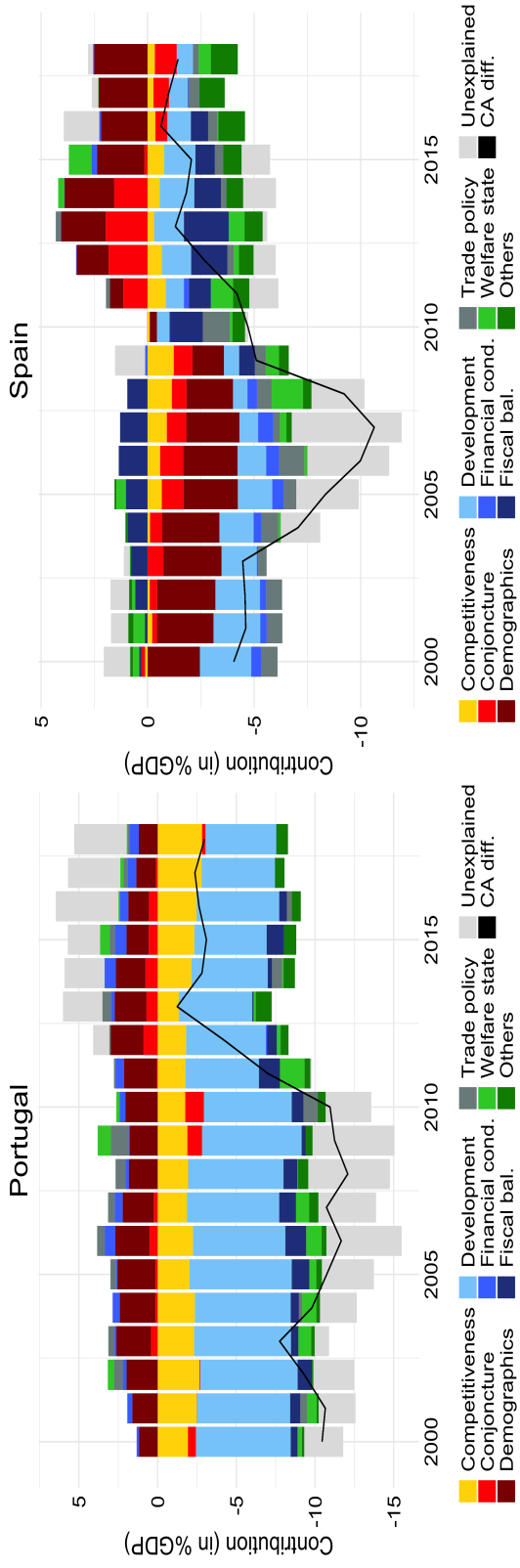


Figure 1.2 : Current accounts: actual values and model-based historical decompositions

Notes: The bars indicate the contributions of the different factors (in percent of domestic GDP) to the deviations from the eurozone average CA balances. For a given year, the different contributions sum to the CA balance gap relative to the eurozone average (indicated by the solid black line).

Spain experienced the opposite evolution. Indeed, until 2010, the contributions associated with the demographic developments were negative, -2.6% on average from 2000 to 2008, then gradually decreased to -1.48% in 2009, before turning positive in 2011. As in the German case, these effects are consistent with the demographic changes reported in Figure B.3. Indeed, the Spanish population trended upward until 2008 before slowing dramatically. This population growth, fueled by massive immigration during the early 2000s, put the Spanish population above the eurozone average hence penalizing the CA —relative to countries with higher inertia in the population.[30] With the slowdown in population growth after the 2008 global financial crisis, Spain almost swung to the other extreme (see Figure B.3), with a population growth among the lowest and an aging speed among the highest. By the late 2010s, the contributions associated with the demographic developments reversed —see Figure B.4 for further details on the evolution of the underlying factors.[31]

Overall, our findings show that demographics play a crucial role in determining CA gaps across eurozone members and are in line with Chinn and Prasad (2003)'s results according to which demographic profiles matter for the CA as soon as they differ across countries.

Looking now at the effects associated with the development stage —proxied by the relative GDP per capita in PPP terms—, one can note the peculiarity of Germany and the Netherlands. Indeed, these two nations benefitted from a development level well above the countries' average, which translated into positive —average— contributions of 1.23% and

[30]Spain has indeed registered one of the biggest hikes in immigration in the world during the 2000s (European Commission). In 1999, the number of immigrants was estimated at 748,954 people (1.86% of the population). In 2008, the immigrant population grew to 5,268,762 (11.5% of the Spanish population), while over the same period, the total population in Spain increased by 5,955,662 (Swanson and Verdugo, 2011).

[31]The German and Spanish cases illustrate well what Cooper (2008) noted, i.e., the little attention given to demographic developments in explaining the CA (im)balances. Very few studies aimed at assessing the effects of demographics on the CA. Chinn et al. (2013) estimate the impact of the demographic change in the German case to be around +5% of GDP per year over the 2001-2008 period. For Felbermayr et al. (2017), the German CA surplus is mainly the result of higher savings driven by the aging population. Hence, in the framework of a "between-country differences exercise", our estimates do not appear wacky. Finally, note that Spain, due to its relatively small economic importance, is generally left behind. Nonetheless, in its External Balance Assessment methodology appendix (2018), the IMF provides a decomposition of the Spanish CA where the above observations, namely the changing sign of the contribution, are also visible.

2.45% of GDP, respectively. The gaps relative to the other countries mainly increased after the crises that manifestly curbed the convergence process between the economies. This is especially the case in Greece, where we observe a doubling of the —negative— contributions between 2008 and 2012 onwards, and Portugal, where the contribution reaches more than 5% of GDP on average per year. Similarly, in the case of Italy, we note a reversal of the contribution sign —from positive before the crisis to negative after 2010— reflecting the stall of the Italian economy, like any other severely hit by the crises. Obviously, these results stress the importance and the persistence of the lack of —real— convergence and their impact on the CA balances of the countries. As discussed above, the relative GDP per capita proxies the development stage to which different theories are related. In particular, this proxy allows us to account for *(i)* the Balassa-Samuelson effect that associates higher productivity to more developed countries, and *(ii)* the higher-than-otherwise CA balances —through capital export— associated with countries with higher capital-labor ratios. Hence, in a broad sense, the estimated contributions reflect the combination of different factors. For instance, the relative GDP per capita can be seen as a summary proxy for the structural determinants of exports. Such a perspective fits well with the observed export performances in all countries.

Contributions associated with the financial conditions highlight the relatively important heterogeneity within the zone. Indeed, CA balances of countries like Austria, Belgium, and Portugal have tended to be structurally higher than those of the other countries —other things being equal— owing to the relatively lower capital account openness in these economies, as opposed to Italy. On average, differences in the private credit growth rate have played a very marginal role, except in Germany and Greece. In Germany, the private credit dynamics lifted the CA balance by around 0.14% of GDP per year on average; in Greece, it deteriorated the CA balance by about -0.27% of GDP per year —with a much more pronounced impact — -0.5% — during the 2000s. However, drawing on lessons from the crises, the change in the credit policies —and capital account openness in Greece— have

considerably abated the negative impacts on the CA balances at the end of the period, even reversing the negative effects in the case of Greece. In the same vein, the effects associated with the FDI net inflows were relatively modest. On average, FDI net inflows deteriorated the Greek CA by 0.1% of GDP per year while lifting the Dutch CA by 0.56% of GDP.

Fiscal stances in Greece and Portugal, predominantly in deficit and below the eurozone average, have tended to pull down the CA balances relative to the other countries. These negative contributions were particularly important in the late 2000s, exceeding -2% and -1% of GDP in Greece and Portugal, respectively. To a smaller extent, the picture also holds for France and Italy. Conversely, the relative fiscal position in Finland has tended to lift the CA balances —at least during the 2000s and early 2010s. In the late 2010s, however, the relatively more expansionary policies fueled the downward trend in the CA balance. Actually, over the same period, only Germany, due to its longstanding fiscal discipline (see Figure B.2 in Appendix B), registered positive contributions of 1% GDP on average.[32]

Beyond the relative fiscal stances, the government spending orientations appear to have been a significant determinant of CA balances' divergences within the eurozone. The social security levels in Portugal and Greece have thus tended to deteriorate more the CA balances compared to other economies. This has been so throughout the 2000s. Conversely, in the Netherlands and, to a smaller extent, in Belgium and Austria, the levels of social security were rather supportive of higher CA balances relative to the rest of the panel. This has also been the case in Germany since the mid-2000s —in line with the decreasing negative contributions observed since the early 2000s along the social reforms (pensions and labor market in 2001 and 2005).

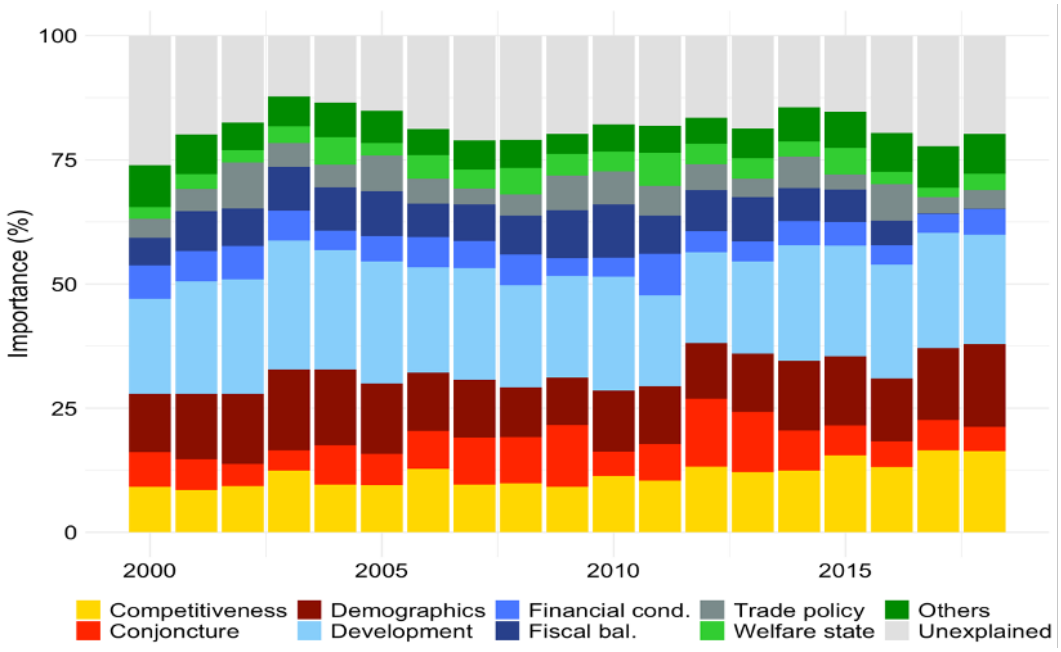
[32]To some extent, the results in Figure 2 also illustrate the relationship between the —cyclically adjusted— fiscal balances and the CA balances. Pieces of evidence on the twin deficits hypothesis validity are visible with the CA balance dynamics reflecting the fiscal stance (e.g., Belgium and Finland over the whole period, France and Italy during the 2000s). However, in contrast with the widespread view that fiscal deficits go hand in hand with CA deficits, results in Figure 2 show that this relationship is not systematic. An illustrative example is the case of Germany during the first half of the 2000s for which we observe, concomitantly, rising negative contributions of the fiscal balance and improvements in the CA balance.

Trade policies in the euro area (relative to that of global partners) have also participated in the CA balances' divergence within the eurozone.[33] While countries like Austria, followed by Belgium and Germany, have seen their CA balances positively impacted by their effective trade policies, Finland, Greece, Italy, and Spain, on the contrary, have seen their CA balances deteriorate —on average. This negative effect is largely due to the decreasing trend in the applied tariffs during the 2000s. This evolution led to a deterioration of the CA balances in peripheral countries that already suffered from competitiveness issues. While some of them benefitted from improvements in the export performances (market performance of exports on exports weighted imports) over the same period, such performances were insufficient to counter the breakthrough of trading partners in the domestic markets. Countries like Finland and Italy have been particularly harmed by their greater opening to trade while others cushioned it relatively well —especially Germany.

Finally, looking at the terms of trade, the contexts were substantially different. France and Germany are the only countries exhibiting negative contributions —on average— relative to the eurozone average because of their less favorable terms of trade. In contrast, Belgium, Finland, and Portugal benefitted the most. However, these positive effects have been offset by the net foreign asset position —except in Belgium, where it magnified the positive impact of the terms of trade. The above developments have been detrimental to Southern economies, except for Italy.

Overall, our analysis provides a rich portrait of the factors underlying the CA divergences within the eurozone. Figure 3, in which we plot the relative importance of the different factors underlined above, provides a compendium of the key takeaways at the scale of the

[33]It is worth recalling that the effects discussed are attributable to the trade policies and not the overall trade performances. Indeed, the latter can be appraised by conciliating the different contributions of *Competitiveness*, *Development stage* as well as *Trade policy*. This is the result of our structural approach focusing on determinants and not the CA items.



Note: The importance of the factors is computed using their contributions' ranges —the Min-Max intervals considering all the countries— divided by the yearly sum of all contributions' ranges.

Figure 1.3: Importance of the factors

euro area.[34] Two of them are particularly worth noting. First and foremost, the issue of real convergence remains crucial. Figure 3 indeed shows evidence of persistent differences in economic development between countries. By explaining around a fifth of the CA divergences, the lack of real convergence —resulting from an unsuccessful catching-up process— has been the key determinant of the CA balances' divergence. This observation further stresses the relevance of our methodological approach. As noted above, the focus on the sustainable nature of CA balances has, for many years, offered a cursory and circumstantial reading of the CA (im)balances. The austerity programs therefore permitted to fix the situation in the short run —amid the crises— but by treating the symptoms and not the causes. Consequently, the subdued prospects in most countries have interrupted the convergence process. Second, the *competitiveness legend* appears to be founded and accounts for more than 10% of the divergences. As shown above, in nations like Greece and Italy, the competitiveness issue has

[34]Factors' importance is assessed using their contributions' ranges —the Min-Max intervals considering all the countries— divided by the annual sum of all contributions' ranges.

even been the main/first factor for some time. While Figure 3 depicts the importance of the competitiveness differentials at an aggregated level, it is worth mentioning that at a more disaggregated level, data point to the relative stability of the cost-competitiveness gap and the growing/fluctuating importance of the price competitiveness gap since 2002. By nature, the combination of these two structural weaknesses increases the euro area member countries' vulnerability to a number of shocks that could further widen the gaps. Priority should thus be given to setting up balanced and consistent convergence paths.

1.4 Conclusion

Countries' external positions are crucial to macroeconomic stability and growth prospects, and identifying the factors underpinning the CA balances' dynamics is thus essential to guide policymakers. This chapter contributes to this objective by explaining CA balances' divergences between the EMU Member States. Specifically, by relying on a robust estimation of the CA balances, we assess the contributions of several factors in explaining the CA differences in the euro area over the last two decades. In doing so, we provide a reading grid beyond the usual dichotomy of sustainable and unsustainable balances that has prevailed since the late 2000s. Among the different factors, the stage of economic development and the competitiveness level (both cost and price) appear to have been the primary drivers of the CA balances' divergence between EMU Member States —particularly the deficits in Southern countries. Gaps regarding fiscal policy, particularly loose in the periphery, have also contributed to the divergences. Unfortunately, the changes in the fiscal policy stances in the aftermath of the 2008 financial crisis and the European sovereign debt crisis, while correcting CA balances towards their —deemed— sustainable levels, have halted, even overturned, a —long course and difficult— real convergence process within the zone.

Real convergence thus appears as the main challenge. Indeed, while the European au-

thorities cannot influence a part of the gap —due to, e.g., demographic factors, international environment—, the role of fiscal redistribution and investment at the eurozone level could help achieve macroeconomic convergence.

One way to resorb CA gaps would be that Germany initiates politics to reduce its surplus. Given that European authorities do not have the power to force Germany to apply such reforms, a new avenue may come from China. Indeed, putting potential domestic demand as a driver of China's economic growth —as announced in the Global China 2049 Initiative in 2020— could impact the Chinese demand for German production.[35] Such a new Chinese economic model —from an export driver growth to a model emphasizing domestic production and consumption— could force Germany to reorient its supply to eurozone countries. This dynamic could help reduce CA gaps within the eurozone if Germany does not pass on China's demand to other European countries.

On the macroeconomic convergence issue, we found signs of convergence at the beginning of the period for countries such as Spain and Italy, but the financial crisis has strongly slowed the process. Supporting productive economic investment in the eurozone, especially in peripheral countries, could help achieve macroeconomic convergence. These reforms would resonate with the willingness of the European institutions, Commission and Parliament, to develop economic and energetic resilience in case of external shocks (such as the Covid-19 pandemic and the Ukrainian War). This can be illustrated by the debate on the ecological transition, expressed in the European Recovery Plan, EU Next Generation, and several speeches as the opening speech of President von der Leyen at the European Development Days in June 2022. These new challenges plenty justify massive investment and indebtedness at the eurozone level.

Overall, the current context of China's transformation of its economic model, the willingness of European authorities to develop economic and energetic resilience to external shocks,

[35]It is worth mentioning that the German economy is relatively dependent on Chinese demand for products such as agricultural machinery and tools, and cars.

and the urge for ecological transition appear to be various opportunities to help achieve macroeconomic convergence within the EMU.

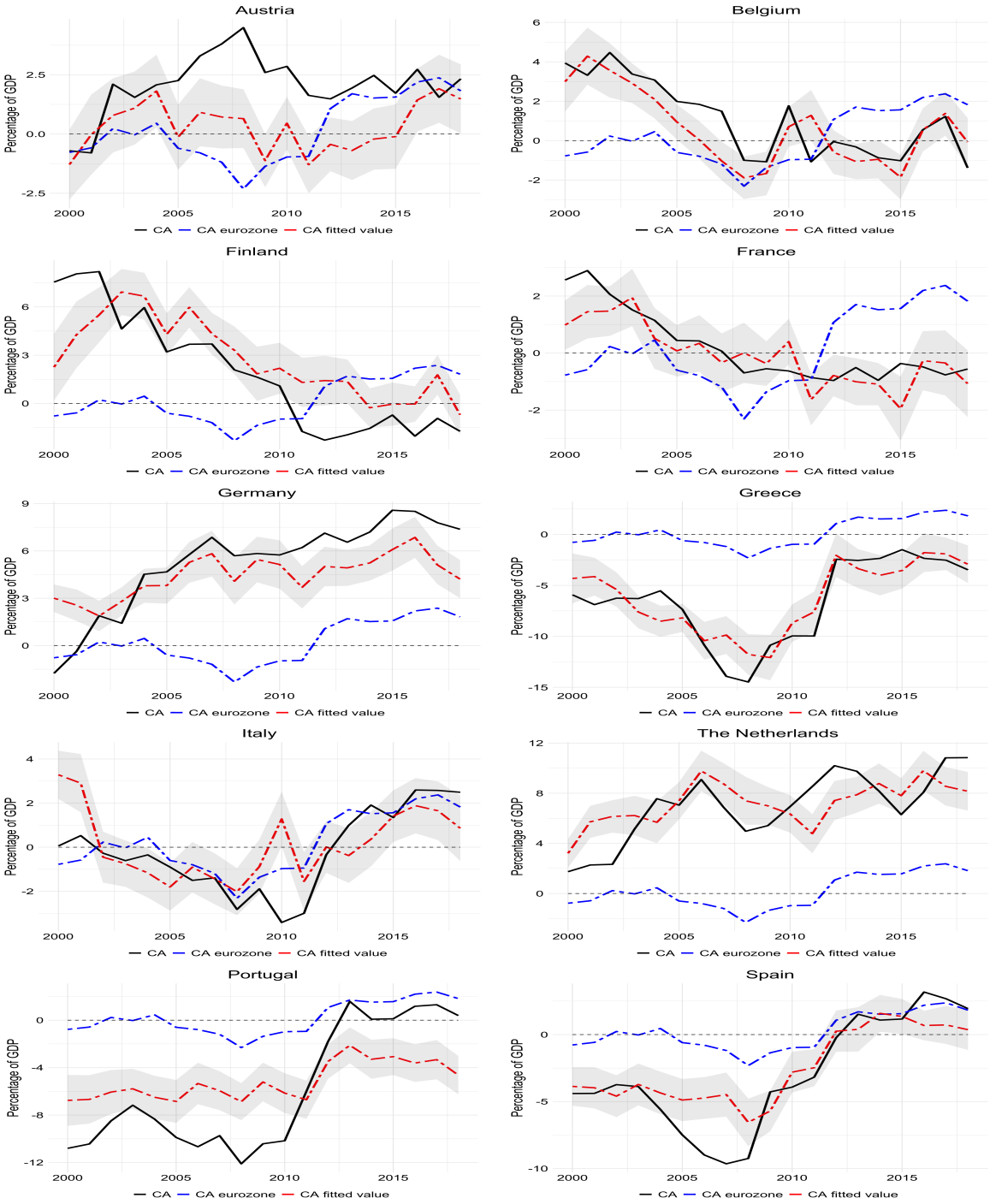
1.A Data

Table 1.A.1: Data information

Variables	Name	Relative to trade partners	Construction	Data source
Aging growth rate	*aging*	✓	Difference between the old dependency ratio in $t+20$ and the old dependency ratio in t	UNCTADstat
Capital Control (lagged)	*l.KAOPEN*	✓		Chinn & Ito
Currency misalignments	*Mis*		Real effective exchange rate misalignments	EQCHANGE (CEPII)
Current account	*CA*		Current account balance expressed in percentage of GDP	WEO (IMF)
Expected GDP growth rate	*Expected_GDPg*	✓	GDP growth rate in $t+3$	WEO (IMF)
Foreign Direct Investment (lagged)	*l.FDI*	✓	Growth of Foreign Direct Investment (net inflows) expressed in percentage of GDP	WDI (World Bank)
Government balance (lagged)	*l.Gov_Bal*	✓	Cyclically adjusted government balance expressed as a percentage of GDP	WEO (IMF)
Market performance of exports on exports weighted imports	*d.MPerf_Exp*	✓		AMECO
Net foreign asset position (lagged)	*l.NFA*		Net foreign asset position expressed in percentage of GDP	Lane & Milesi-Ferretti
Old dependency ratio	*OADepRatio*	✓	Ratio of the population exceeded 64 years old and the population between 15 and 64	UNCTADstat
Output Gap	*Output_gap*	✓	Output gap expressed as a percentage of GDP (GDP per capita in PPP, HP filtered)	WEO (IMF)
Population growth rate	*popg*	✓	Population growth rate	UNCTADstat
Private sector debt (lagged)	*l.d.PrvD*	✓	Growth of the private sector debt expressed in GDP	WDI (World Bank)
Relative income per capita in PPP (lagged)	*l.GDP_PC*	✓	Log of the GDP per capita in PPP	WEO (IMF)
Tariff rate, applied, simple mean, all products	*Tariffs*	✓		WDI (World Bank)
Terms of trade (lagged)	*l.tot*	✓	Lagged ratio of export price to import price	UNCTADstat
Total factor productivity (lagged)	*l.CTFP*	✓	Total factor productivity at current PPPs	Penn World Table
Trade openness (lagged)	*l.d.Trade*	✓	Sum of imports and exports divided by GDP	WDI (World Bank)
Unit Labor Cost (lagged)	*l.d.ULC*	✓	Nominal unit labor cost in log difference	AMECO
VIX	*d.VIX*		Chicago VIX index	CBOE

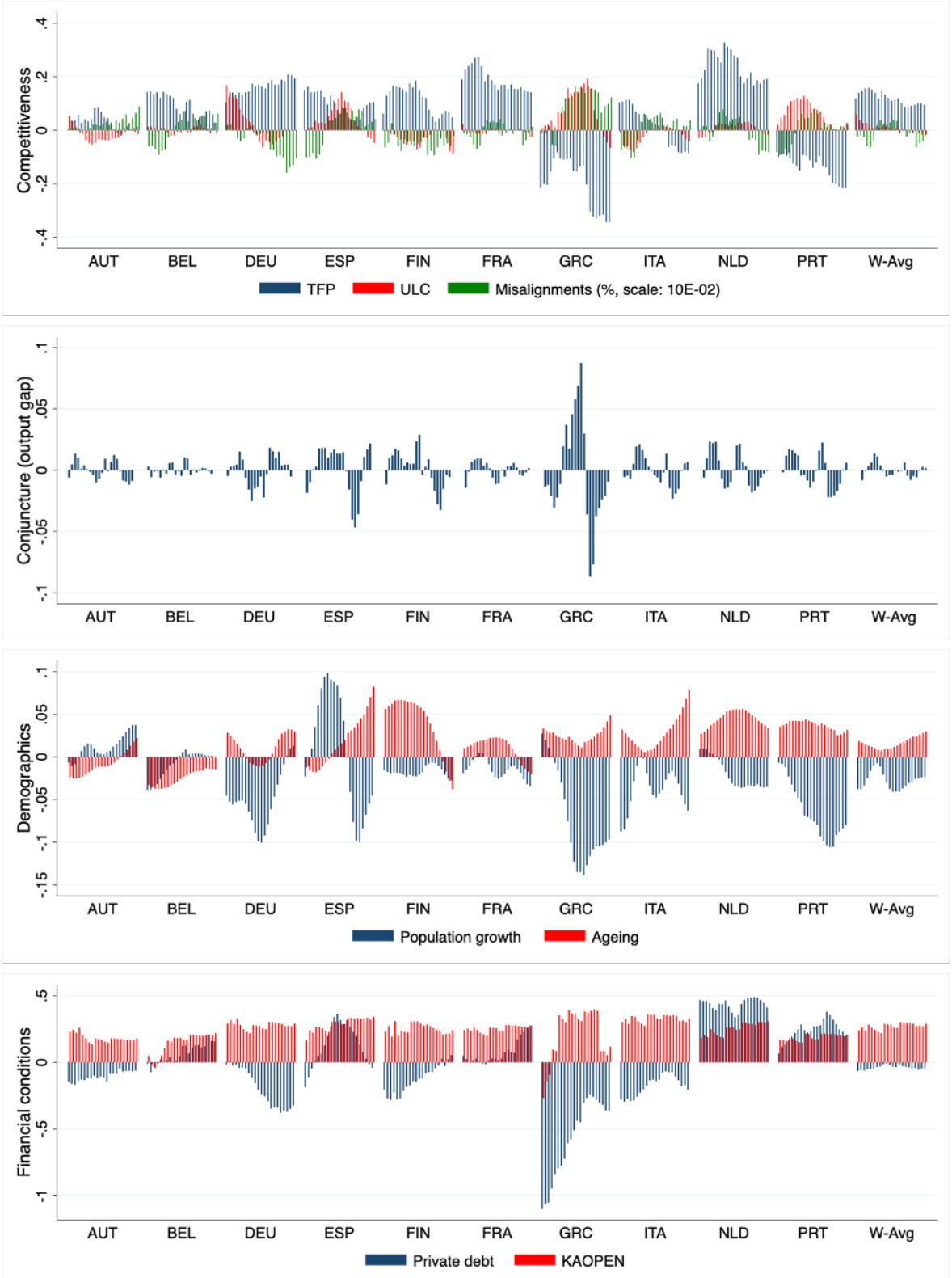
Note: Time-varying weights have been used to compute variables in effective terms against 186 trading partners (source: EQCHANGE, CEPII).

1.B Additional results



Note: The eurozone current account balance is computed as the GDP-weighted average of the countries' current account balances.

Figure 1.B.1: Current accounts: actual and fitted values



(Continued on next page)

Figure 1.B.2: Variables' evolutions (1997-2018)

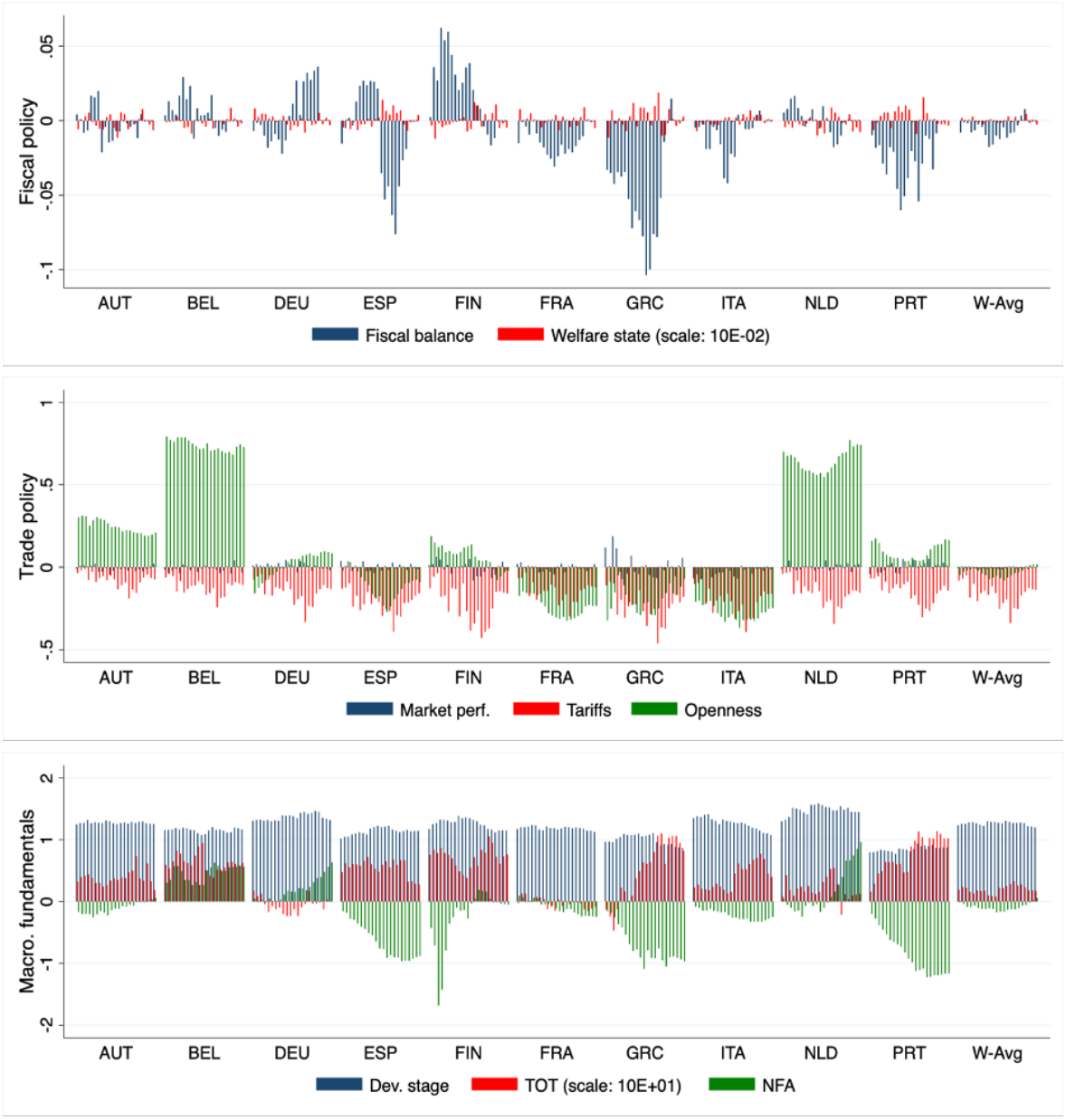


Figure 1.B.2 : Variables' evolutions (1997-2018 ; Continued)

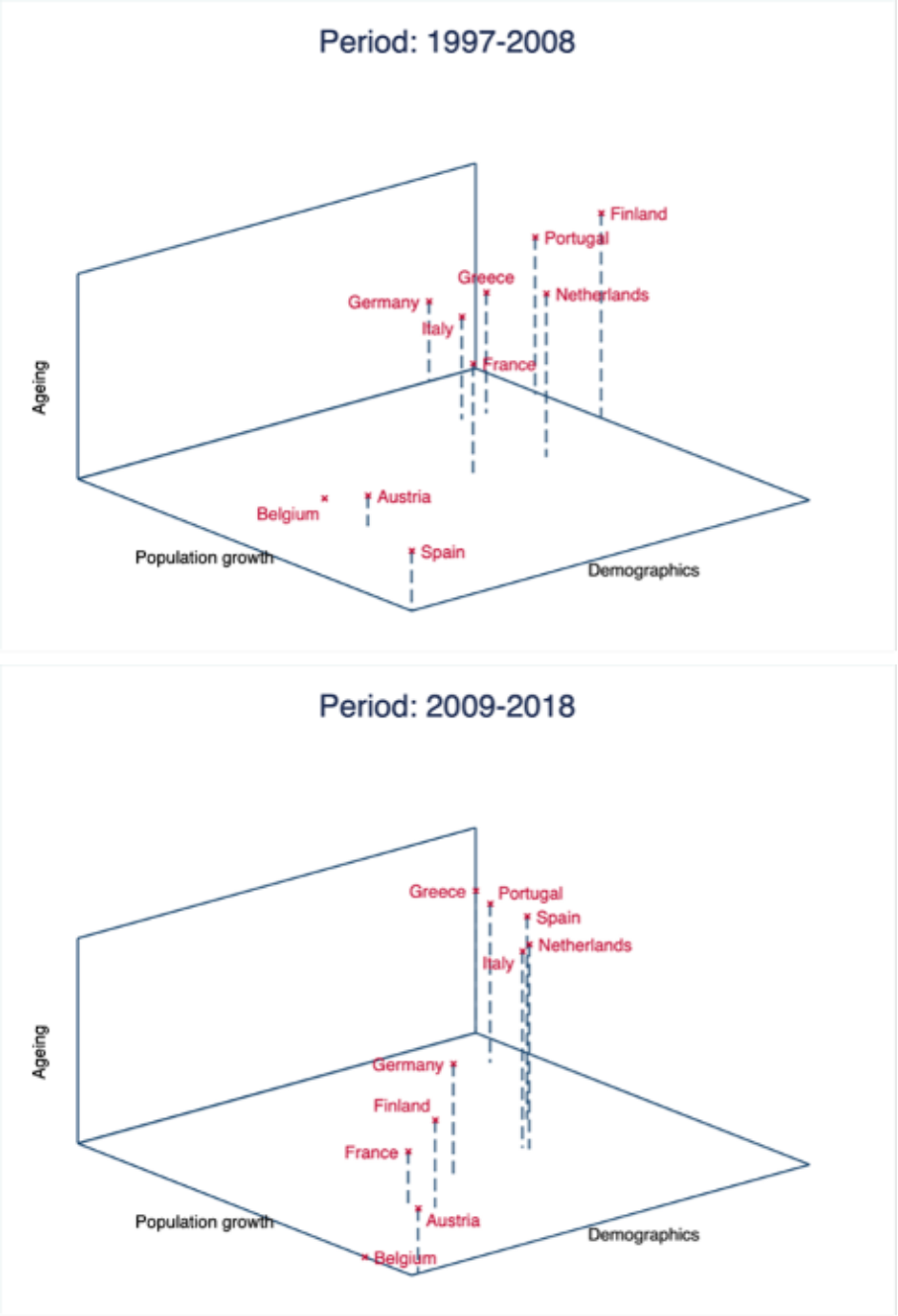
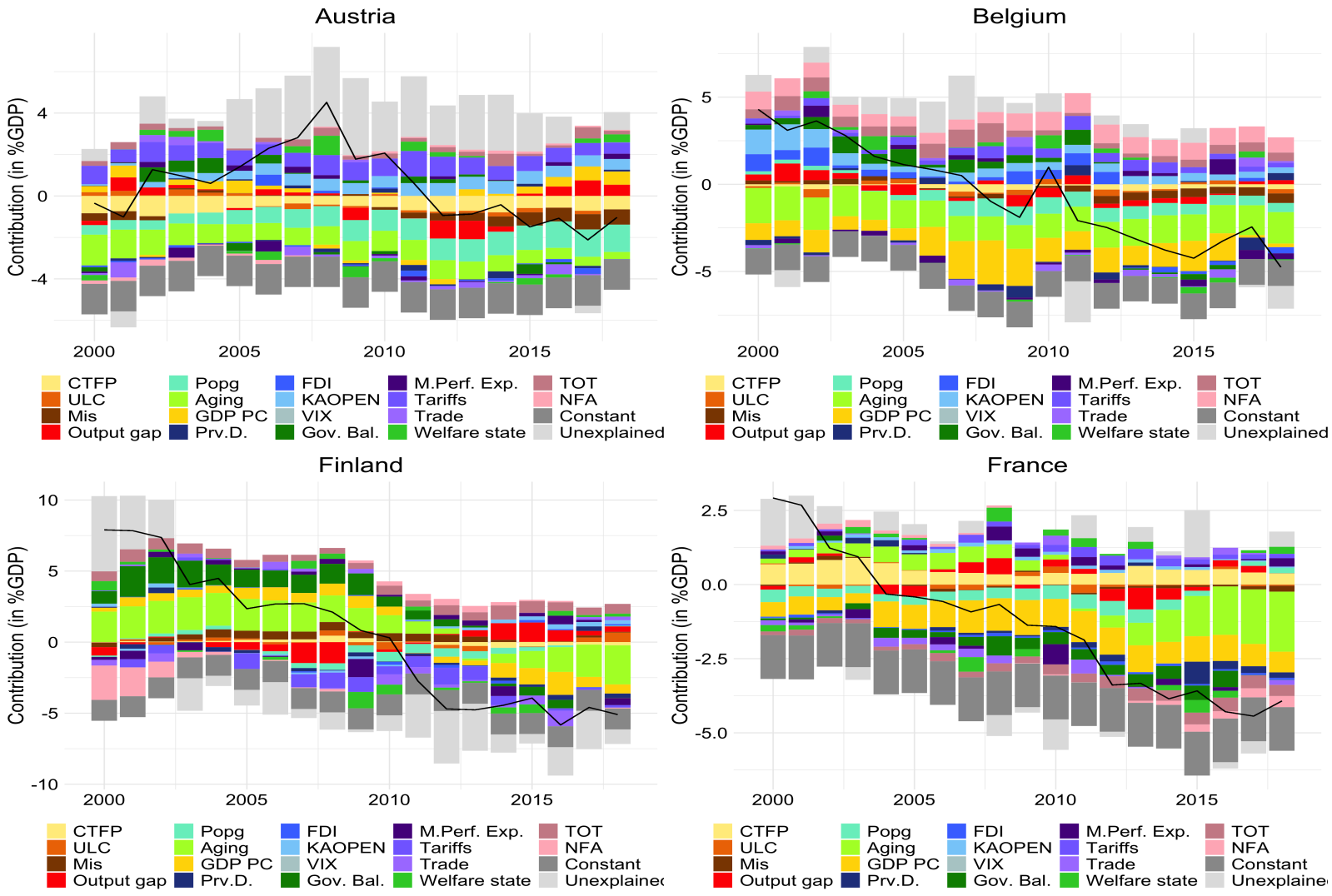


Figure 1.B.3: Demographic developments



(Continued on next page)

Figure 1.B.4: Current accounts: actual values and model-based historical decompositions

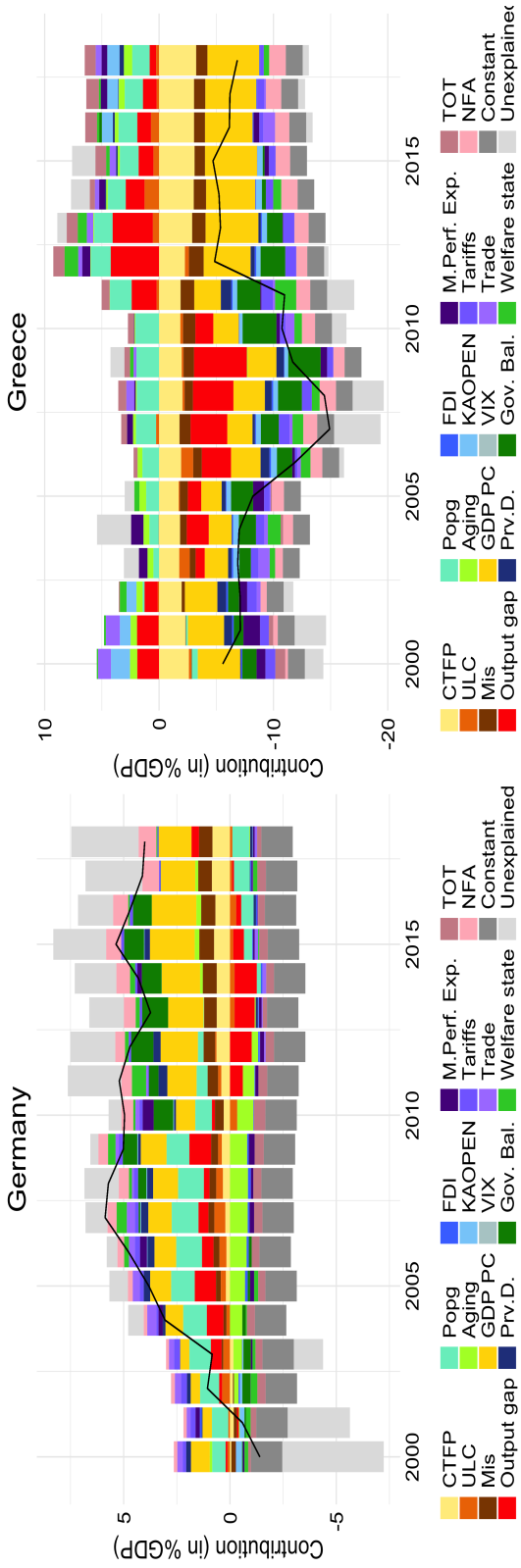


Figure 1.B.4 : Current accounts: actual values and model-based historical decompositions

(Continued on next page)

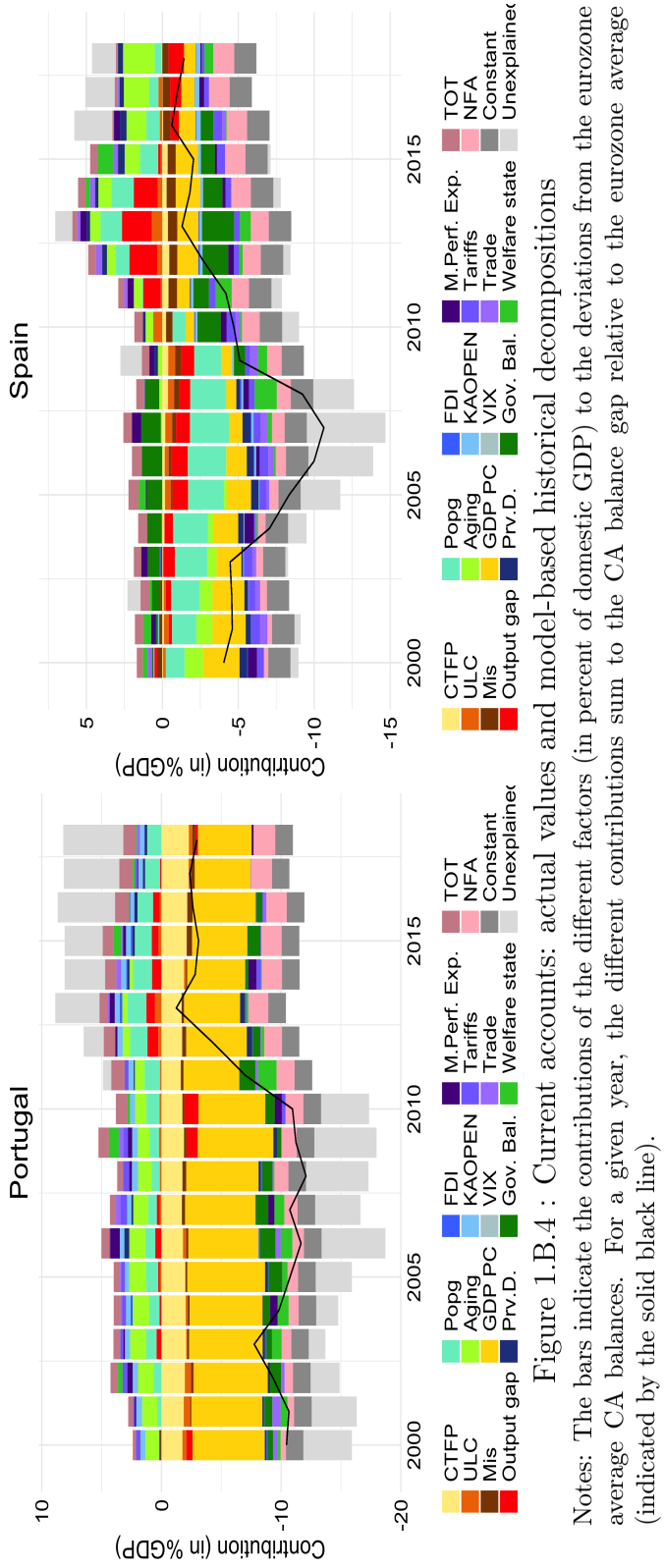


Figure 1.B.4 : Current accounts: actual values and model-based historical decompositions

Notes: The bars indicate the contributions of the different factors (in percent of domestic GDP) to the deviations from the eurozone average CA balances. For a given year, the different contributions sum to the CA balance gap relative to the eurozone average (indicated by the solid black line).

Table 1.B.1: Detailed average contributions: deviations from the eurozone average CA (2000-2018)

	Austria	Belgium	Finland	France	Germany	Greece	Italy	Netherlands	Portugal	Spain
Competitiveness	-0.93 (0.41)	-0.41 (0.48)	0.31 (0.48)	0.44 (0.25)	0.76 (0.50)	-3.08 (0.56)	-1.02 (0.50)	0.84 (0.36)	-2.15 (0.39)	-0.48 (0.38)
CTFP	-0.66 (0.16)	-0.21 (0.14)	-0.01 (0.22)	0.52 (0.17)	0.34 (0.34)	-2.33 (0.56)	-0.79 (0.32)	0.93 (0.28)	-1.91 (0.20)	-0.20 (0.15)
Mis	-0.26 (0.30)	-0.16 (0.29)	0.31 (0.27)	-0.04 (0.07)	0.35 (0.29)	-0.80 (0.36)	-0.18 (0.20)	-0.03 (0.24)	-0.21 (0.14)	-0.27 (0.30)
ULC	-0.01 (0.16)	-0.05 (0.22)	0.02 (0.28)	-0.03 (0.11)	0.08 (0.25)	0.05 (0.53)	-0.05 (0.16)	-0.06 (0.19)	-0.03 (0.29)	-0.01 (0.34)
Conjuncture	0.04 (0.46)	-0.01 (0.45)	-0.03 (0.73)	-0.03 (0.31)	0.04 (0.64)	0.07 (2.47)	-0.01 (0.43)	0.04 (0.57)	0.12 (0.55)	-0.10 (1.00)
Demographics	-1.79 (0.17)	-2.10 (0.28)	0.58 (1.79)	-0.53 (0.78)	0.16 (0.45)	1.61 (0.61)	0.57 (0.82)	1.17 (0.47)	1.82 (0.39)	-0.48 (2.24)
Aging	-0.89 (0.28)	-1.61 (0.19)	0.79 (1.73)	-0.25 (0.90)	-0.32 (0.40)	0.33 (0.25)	0.49 (0.58)	1.24 (0.54)	0.83 (0.53)	0.29 (0.89)
Pop growth	-0.90 (0.30)	-0.49 (0.44)	-0.21 (0.31)	-0.28 (0.20)	0.48 (0.71)	1.28 (0.76)	0.09 (0.33)	-0.08 (0.20)	0.99 (0.42)	-0.77 (1.53)
Development	0.22 (0.30)	-1.25 (0.64)	0.06 (0.79)	-0.82 (0.23)	1.23 (0.53)	-3.20 (1.03)	0.03 (0.88)	2.45 (0.40)	-5.52 (0.69)	-1.33 (0.54)
Financial conditions	0.40 (0.29)	0.80 (0.67)	-0.03 (0.31)	-0.06 (0.23)	0.07 (0.17)	-0.32 (0.91)	-0.43 (0.20)	0.64 (0.42)	0.37 (0.24)	-0.18 (0.28)
FDI	-0.04 (0.17)	0.30 (0.42)	-0.01 (0.11)	-0.06 (0.03)	-0.05 (0.05)	-0.10 (0.04)	-0.09 (0.03)	0.56 (0.37)	0.00 (0.09)	-0.03 (0.05)
KAOPEN	0.47 (0.17)	0.59 (0.34)	0.09 (0.18)	0.09 (0.04)	-0.02 (0.09)	0.05 (0.75)	-0.30 (0.07)	0.07 (0.12)	0.41 (0.04)	-0.12 (0.11)
Private debt	-0.03 (0.14)	-0.09 (0.33)	-0.11 (0.21)	-0.09 (0.22)	0.14 (0.17)	-0.27 (0.38)	-0.04 (0.16)	0.01 (0.21)	-0.04 (0.25)	-0.03 (0.35)
Fiscal balance	0.10 (0.32)	0.32 (0.40)	0.81 (0.84)	-0.28 (0.21)	0.33 (0.53)	-1.27 (0.94)	-0.14 (0.29)	0.18 (0.34)	-0.65 (0.42)	-0.16 (1.09)
Welfare state	0.09 (0.36)	0.11 (0.30)	-0.03 (0.45)	0.00 (0.26)	0.07 (0.26)	-0.18 (0.76)	-0.08 (0.21)	0.16 (0.38)	-0.24 (0.60)	-0.13 (0.59)
Trade policy	0.70 (0.36)	0.38 (0.34)	-0.66 (0.64)	0.11 (0.26)	0.27 (0.33)	-0.68 (0.73)	-0.36 (0.28)	0.07 (0.26)	0.15 (0.49)	-0.51 (0.38)
Market Perf.	0.01 (0.23)	0.00 (0.37)	-0.04 (0.48)	0.01 (0.26)	-0.01 (0.21)	-0.07 (0.68)	0.03 (0.28)	-0.01 (0.33)	0.03 (0.40)	-0.02 (0.38)
Tariffs	0.78 (0.18)	0.42 (0.18)	-0.49 (0.48)	0.17 (0.11)	0.16 (0.07)	-0.68 (0.24)	-0.35 (0.12)	0.06 (0.15)	0.15 (0.26)	-0.42 (0.14)
Trade	-0.09 (0.26)	-0.03 (0.28)	-0.13 (0.42)	-0.07 (0.19)	0.12 (0.18)	0.07 (0.64)	-0.05 (0.22)	0.03 (0.29)	-0.02 (0.30)	-0.06 (0.30)
Others	0.24 (0.20)	1.42 (0.19)	0.41 (0.75)	-0.30 (0.28)	0.09 (0.24)	-0.60 (0.33)	0.06 (0.13)	0.37 (0.43)	-0.47 (0.25)	-0.46 (0.51)
NFA	-0.01 (0.13)	0.87 (0.18)	-0.22 (0.79)	-0.02 (0.17)	0.45 (0.23)	-1.04 (0.35)	-0.21 (0.13)	0.37 (0.49)	-1.23 (0.45)	-0.91 (0.39)
TOT	0.25 (0.14)	0.55 (0.26)	0.63 (0.17)	-0.28 (0.11)	-0.35 (0.09)	0.44 (0.55)	0.27 (0.22)	0.00 (0.22)	0.76 (0.27)	0.46 (0.17)
Unexplained	1.76 (1.32)	0.45 (1.10)	-0.82 (2.36)	0.29 (0.74)	0.78 (1.98)	-0.38 (1.84)	-0.33 (1.67)	-0.25 (2.22)	-0.68 (3.83)	-0.56 (2.02)

Notes: Entries correspond to the averages of the contributions over the 2000-2018 period. Standard deviations are reported in parentheses. The average euro area CA is computed —on a yearly basis— as the GDP-weighted average of the considered economies' CA.

1.C Selecting CA determinants

This Appendix is devoted to presenting the Bayesian analysis on which we rely to select the CA determinants used in the chapter. We begin with a brief presentation of the Bayesian Model Averaging (BMA) methodology, followed by a discussion on the data, and conclude with the results.

The Bayesian Model Averaging (BMA) methodology

We resort to Bayesian Model Averaging techniques to deal with the issue of model uncertainty and for parsimony purposes. Before going into technical details —although the BMA is briefly presented here[36]—, note that the starting point of the BMA methodology is the finding that there are different possible models, each defined by a different combination of regressors and by a probability of being the "true" model. It proceeds by estimating these different models and constructing a weighted average of all of them.

Considering X potential determinants, one obtains 2^X possible combinations of determinants and thus 2^X potential models M_j with $j = 1, \ldots, 2^X$. Denoting D the dataset available, and considering θ a function of θ^j parameters to be estimated, the posterior density of the parameters for all the models under consideration is given by:

$$p(\theta|D) = \sum_{j=1}^{2^X} P(M_j|D)\ p(\theta|D, M_j) \tag{C.1}$$

Thus, the posterior density of the parameters is defined by the weighted sum of the posterior density of each considered model, with weights being their posterior model probability.

Given the prior model probability $p(M_j)$, the posterior model probability is calculated using the Bayes theorem as follows:

$$P(M_j|D) = \frac{p(D|M_j)\ p(M_j)}{\sum_{j=1}^{2^X}\ p(D|M_j)\ p(M_j)} \tag{C.2}$$

[36] See Hoeting et al. (1997, 1999) and Fernàndez et al. (2001a, b) for further details.

where $p(D|M_j) = \int p(D|\theta^j, M_j)\, p(\theta^j|M_j)\, d\theta^j$ is the marginal likelihood of the data given the model M_j; $p(\theta^j|M_j)$ is the prior density of the parameter θ^j under the model M_j; $p(D|\theta^j, M_j)$ is the likelihood and $p(M_j)$ is the prior probability that M_j is the "true" model.

Summing the posterior model probabilities for all the models including a specific regressor (determinant), we derive the *posterior inclusion probability* (PIP), i.e., the probability that this regressor belongs to the "true" model. It is calculated as:

$$p(\theta_h \neq 0|D) = \sum_{\theta_h \neq 0} p(M_j|D) \tag{C.3}$$

Generally, a variable is considered robust if its posterior inclusion probability is greater or equal to 0.50. We here follow the same strategy. However, we also take advantage of the model statistics and consider variables belonging to at least one of the best three models, provided that their PIP are relatively close to the threshold (i.e., 0.5). Regarding the BMA methodology, we follow Fernàndez, Ley and Steel (2001a)'s (hereafter, FLS) BMA approach as we do not prefer any specific model.[37] We also use improper noninformative priors for the parameters that are common to all models, and a g-prior structure for the slope parameters (with two values for the latter, identified as "*Prior 1*" and "*Prior 9*" as discussed in FLS (2001b)).

The data

Taking advantage of the vast literature presented in Sections 1.1 and 1.2, we consider a set of 32 potential determinants. Accordingly, the set of fundamental variables is relatively trivial.

Regarding the macroeconomic fundamentals, we retain *(i)* the net foreign asset position (NFA), *(ii)* the GDP growth (*GDPg*), *(iii)* the expected GDP growth (*Expected_ GDPg*), and *(iv)* the GDP per capita —in PPP terms— relative to trading partners (*GDP_ PC*) —proxying for the Balassa-Samuelson effect. In addition to this standard set of macroeconomic fundamentals, we also select the net international investment position (*NIIP*). Looking

[37] The FLS methodology assumes equal probabilities for all models, i.e., $p(M_1) = p(M_2) = ... = p(M_{2^X}) = 1/2^X$.

now at structural fundamentals, demographics come first. Rather than considering the usual three variables —i.e., the population growth, the aging rate, and the dependency ratio— we take advantage of the high correlations between the variables and compute a factor —*Demographics*— summarizing both the structure and the dynamics of the population.[38] To account for the importance and the multidimensionality of trade, we collect different variables: *(i)* trade openness (*Trade*), *(ii)* exports of goods (*Goods_Exp_pgdp*), *(iii)* manufacturing value added (*Manuf*), *(iv)* market performance of exports of goods and services on export-weighted imports of goods and services (*MPerf_Exp*), and *(v)* a measure of global market share (*Market_share*).

Policy variables are also considered. To account for the effect of fiscal policy, we consider the cyclically adjusted government balances (*Gov_Bal*). To gain insights into the nature of the spending and the effect in terms of investment-saving behaviors, we collect data on current transfers, tax revenues, and public services expenditures, and summarize those three variables into a factor, Welfare state. To reflect the financial cycles, we consider data on the private debt and foreign direct investment growth rates (*dPrivDebt* and *dFDI*, respectively).[39] As is often the case, capital control measures —proxied here by the Quinn and the *KAOPEN* indices— accompany the aforementioned set of variables.

Turning now to cyclical factors, we retain *(i)* the output gap (*Output_gap*), and *(ii)* the terms of trade (*TOT*).

Finally, we consider a set of variables that might prove relevant in explaining the differences in the countries's current account balances: *(i)* the currency misalignments (*Mis*), *(ii)* the institutional quality (*Insti*), *(iii)* the applied tariff rates (*Tariffs*), *(iv)* the capital stock (*Capital_stock*), *(v)* the inflation rate (*Inflation*), *(vi)* the remittances outflows (*Remit*), *(vii)* the unit labor cost (*ULC*), *(viii)* the real effective exchange rate (*REER*), *(ix)* a measure of the evolution of China in international trade (China) —to proxy the China shock, and *(x)*

[38]Demographics opposes, on the left side, the total population growth rate, and, on the right side, the old-age-dependency ratio, and the population aging. Hence, the lower the score on this factor, the more dynamic the population is. We also test separately the importance of related variables: *(i)* the working population (*Working_pop*), and *(ii)* the level of human capital (*Human_Cap*).

[39]Note that the cyclical components —HP filter-based— of the two variables were also considered to capture the effect of financial excesses. However, these alternative measures gave any significant results.

two measures of the total factor productivity (*RTFP* and *CTFP*).[40]

[40]"China" refers to the exports of China's goods and services relative to world's exports of goods and services; "*RTPF*" is the total factor productivity at constant national prices (2017=1); "*CTPF*" is the total factor productivity level at PPPs (USA=1).

Table 1.C.1: Posterior Inclusion Probabilities

Variable	Posterior Inclusion Probability				
	Model prior				
	Uniform	Fixed		Random	
		Prior 1	*Prior 9*	*Prior 1*	*Prior 9*
Capital_stock	0.1390	0.0064	0.0492	0.0880	0.1194
dChina	0.0294	0.0010	0.0116	0.0084	0.0297
Demographics	**0.9594***	0.3927	**0.9685***	**0.9227***	**0.9628***
dlREER	0.0644	0.0018	0.0195	0.0152	0.0581
dMarket_share	0.0370	0.0018	0.0170	0.0176	0.0350
Expected_GDPg	**0.7582***	0.3099	**0.6341***	**0.5808***	**0.7458***
Goods_Exp_pgdp	0.2612	0.1694	0.3203	**0.3032***	0.2706
Human_Cap	0.2371	0.0308	0.1032	0.1404	0.2058
Insti	0.0579	0.0495	0.0308	0.0296	0.0577
KAOPEN	**0.8855***	0.2489	**0.8505***	**0.8400***	**0.8517***
lCTFP	**0.9974***	0.2369	**0.9933***	**0.9874***	**0.9972***
ldFDI	0.0446	0.0026	0.0192	0.0131	0.0451
ldPrivDebt	**0.9914***	**0.9983***	**0.9873***	**0.9891***	**0.9894***
ldULC	0.0786	**0.1191***	0.0504	0.0459	0.0743
lGDP_PC	**1.0000***	**1.0000***	**1.0000***	**1.0000***	**1.0000***
lGDPg	0.0599	0.0064	0.0423	0.0290	0.0612
lGov_Bal	**0.9442***	**0.9310***	**0.9625***	**0.9170***	**0.9528***
lInflation	**0.4564***	0.0088	0.2634	**0.2160***	**0.4753***
lNFA	**0.9494***	0.1526	**0.8888***	**0.8595***	**0.9136***
Manuf	0.0846	0.0336	0.0255	0.0235	0.0828
Mis	**0.8175***	**0.4070***	**0.7595***	**0.7360***	**0.7664***
MPerf_Exp	**0.6946***	0.0340	**0.5226***	**0.4344***	**0.7040***
NIIP	0.1574	0.0137	0.0617	0.0630	0.1514
Output_gap	**0.9995***	**0.8627***	**0.9991***	**0.9995***	**0.9996***
Quinn	0.0391	0.0076	0.0200	0.0133	0.0369
Remit	0.1493	0.0199	0.1549	0.1581	0.1370
RTFP	0.0566	0.0034	0.0176	**0.0210***	0.0571
Tariffs	**1.0000***	**0.5730***	**0.9987***	**0.9964***	**1.0000***
TOT	**0.9797***	0.1405	**0.9052***	**0.8739***	**0.9773***
Trade	**0.7766***	0.0472	**0.6308***	**0.5971***	**0.8027***
Welfare_State	**0.9981***	**0.8951***	**0.9899***	**0.9850***	**0.9953***
Working_Pop	0.0532	0.0010	0.0199	0.0146	0.0513

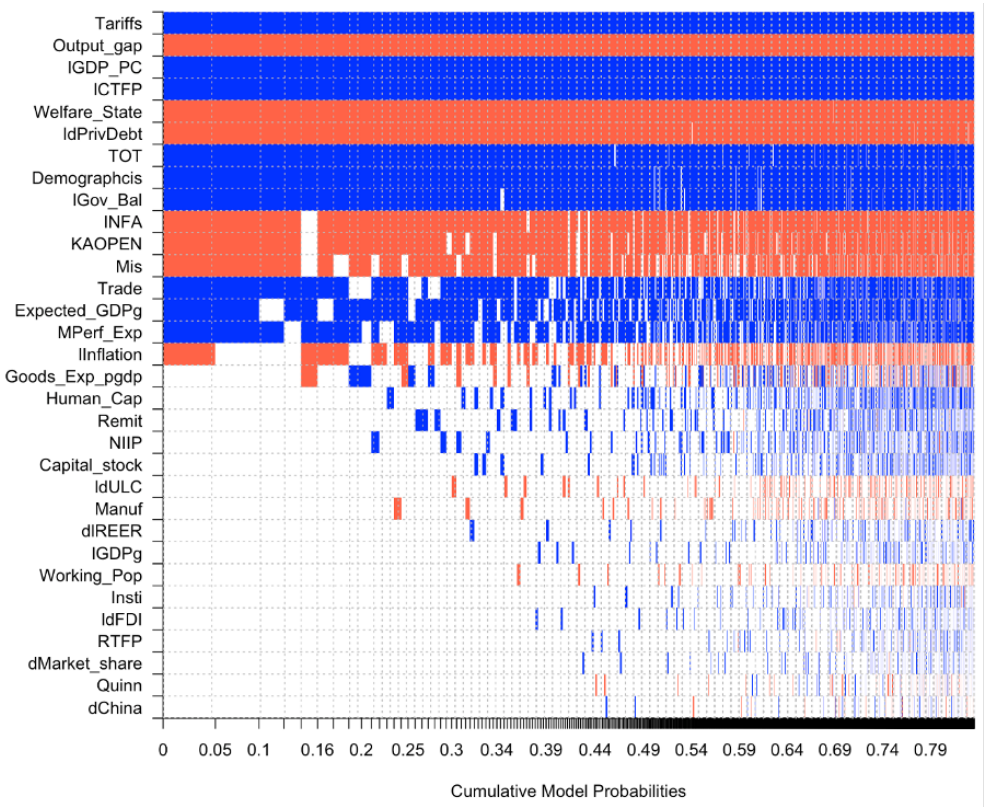
Notes: The dependent variable is the current account (% of GDP). The results are based on 100,000 burns-ins and 200,000 draws. Simulations made using birth-death MCMC sampler. "*" over the PIPs indicates that the variable belongs at least to one of the best three models. "*d*" (resp. "*l*") stands for the difference (resp. lag) operator. The variable transformations obey the stationarity and exogeneity exigencies.

The results

Table 1.C.1 presents the results of the estimations (the posterior inclusion probabilities) based on a universe of 2^{32} — i.e., 4,294,967,296— possible models. For comparison purposes, we also report results obtained using alternative model priors.

Overall, the BMA analysis identifies 15 robust determinants with posterior inclusion probability (PIP) higher than 0.50. Among these factors, *CTFP*, *Demographics*, the GDP per capita, the government balance, the net foreign asset position, the private debt, the output gap, the tariff rates, the terms of trade (*TOT*), and *Welfare_State* display very high PIPs. The middle cohort comprises the expected GDP growth, *KAOPEN*, currency misalignments, market performance (*MPerf_Exp*), and Trade. However, in addition to these variables, we also retain the inflation rate, which not only appears with a PIP close to the threshold but also generally belongs to the best three models (see Figure C.1).

As a final remark, it is worth recalling that the above exercise does not purport to provide an extensive and up-to-date analysis of the current account determinants for the selected countries. Hence, variables displaying PIPs below our threshold —and so not retained— should not necessarily be interpreted as not having impacts on the current accounts. These low PIPs could, for instance, reflect low discriminating power owing to the low variance between the selected countries.



Note: The colors reflect the variables' post mean signs, blue for positive and red for negative.

Figure 1.C.1: Model inclusion based on the best 2000 models

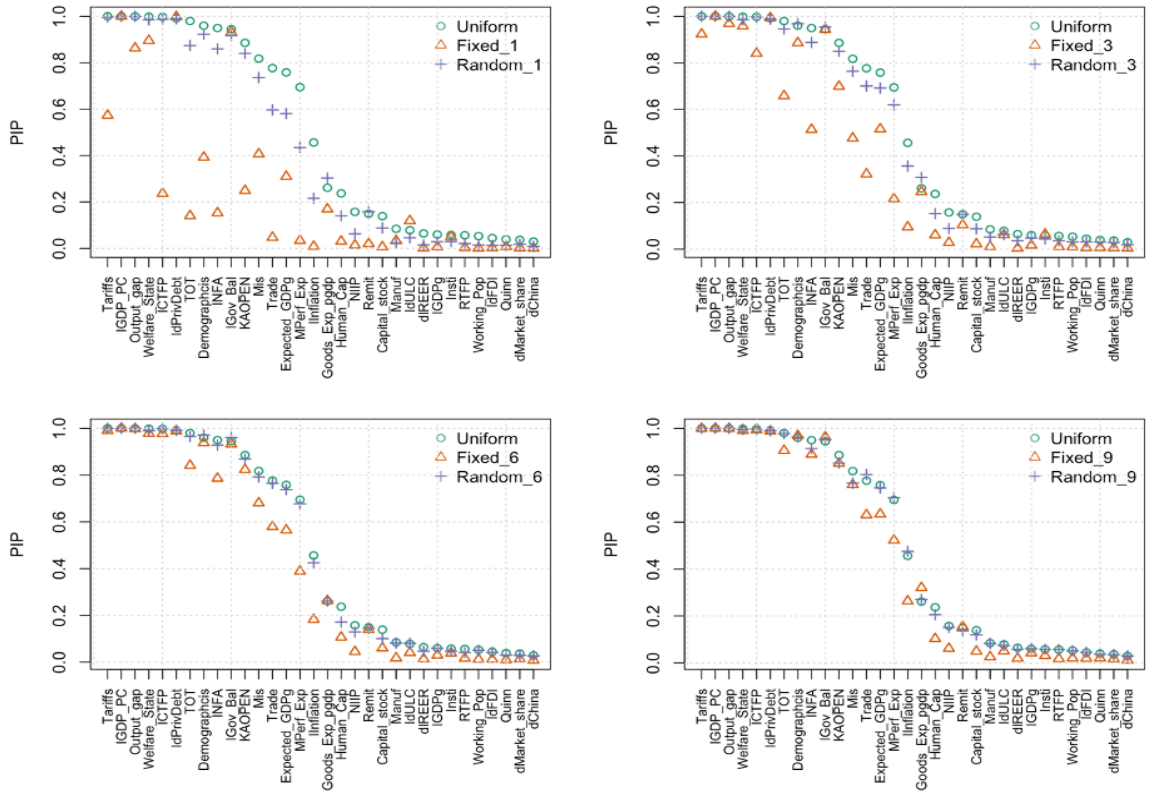


Figure 1.C.2: PIPs' sensitivity to priors' choice

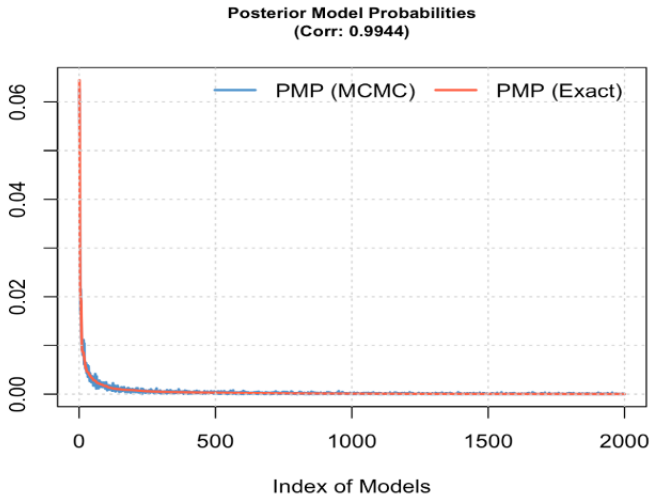


Figure 1.C.3: Posterior model probabilities

Chapter 2

Agglomeration Economies in French Employment Zones: Industrial Related Variety and Spatial Externalities

2.1 Introduction

The exploration of regional specificities (economic growth, specialisation or population dynamics) has become a significant focus in the economic literature, which aims to explain the diverse economic performances observed across different territories. A key result of this theoretical ground is that location matters: firms and individuals do not randomly choose to settle down nor foster their interaction. Geographic proximity among economic actors and the resulting spillover effects on local economies have gained prominence with the emergence of the New Geographical economy since the 1990s, prompting a reevaluation of localisation considerations (Krugman, 1991). Agglomeration economies, as a driver of spillover effects, structure the distribution of productive activities across the territory. For Duranton & Puga (2000) and Puga (2010), these economies include common fixed costs and risk, matching on the labour market, and learning due to knowledge spillovers and human capital accumulation. This phenomenon plays a crucial role in determining whether effective learning and knowledge spillovers occur or not. Falling into this context, this chapter pays particular attention to the proximity between production units in encouraging knowledge spillovers.

The geographic proximity between different production units, the labour market and even political decision-makers favour the spread of diverse information and redundancy. This leads to a positive effect on innovation, employment, and Gross Domestic Product (GDP). In a nutshell, innovation needs the transmission of knowledge that is favoured by proximity between actors. Geographically close actors will have more opportunities to meet and exchange views regularly. This proximity based on distance drives the transmission of knowledge between players. However, geographic proximity alone cannot explain all the relationships between individuals, and knowledge often requires the intervention of other types of proximity (Boschma, 2005). Authors of the Proximity Economy highlight the importance of physical (or spatial or geographic) proximity as well as "organizational" based on socio-economic ac-

tivities (Gilly & Torre, 2000) and "organized" (Pecqueur & Zimmermann, 2004; Rallet *et al.*, 1995) based on socio-economic activities (Bouba-Olga & Grossetti, 2008). The latter refers to the idea of a rapprochement between individuals based on the sharing of socio-economic criteria such as common institutions.

Two types of agglomeration externalities coexist in the literature: specialisation and urbanisation economies. In the first case, the economic benefits come from the geographic proximity of companies in the same sector. Arrow (1962), Marshall (1890), Romer (1986) - also known as MAR externalities - and Porter (1990) emphasised the importance of intra-industry knowledge spillovers. Specifically, in MAR economies, a big firm's structure leads to better appropriation and transmission of innovation, while it is the case of a large number of small firms belonging to the same sector for Porter (1990). Urbanisation economies refer to the benefits coming from the interaction of multiple actors geographically close. Knowledge tends to spread more easily in regions where firms, workers, and consumers gather, fostering improved economic performance (Combes & Gobillon, 2015). Those economies could come from a high population density explaining why metropolises perform better than smaller cities within the same country (David *et al.*, 2013). However, Bouba-Olga & Grossetti (2015) point out that this approach, supported by Davezies (2009) and Askenazy & Martin (2015), can lead to a concentration of financial support for metropolises, in return for territorial transfer mechanisms for less dynamic regions.

Nonetheless, diversity could also occur within the productive structure with many firms belonging to different and more or less cognitively closed sectors. Jacobs (1969) argues that knowledge spillovers come from diversity between sectors. Following the latter, Frenken *et al.* (2007), Boschma & Iammarino (2009), and Bishop & Gripaios (2010) have shown that a certain level of cognitive proximity - the share of common technologies, labour skills of market opportunities - between firms is necessary for the spread of knowledge, making the effect of diversity on employment effective. Frenken *et al.* (2007)'s notion of relatedness

captures the fact that "knowledge will spill over effectively only when complementarities exist among sectors in terms of shared competences" (Boschma & Iammarino, 2009) and the concept of sufficient cognitive proximity of Nooteboom (2000). Hence, the efficiency of Jacobs' economies relies on the level of proximity between firms and the need to discriminate between two types of varieties, namely related and unrelated varieties Frenken *et al.* (2007). Neffke *et al.* (2011) and Rigby (2015) have confirmed respectively for Sweden and the US that regions tend to diversify into interrelated sectors by mobilizing existing local capacities. The link between related variety has indeed been put forward through the notion of smart specialisation McCann & Ortega-Argilés (2011), Foray (2014) as a motor of regional growth.

The related variety effect on growth captures the fact that knowledge would spread better between firms that are cognitively close to each other; for example, if they share the same production system, skills or markets. This refers to within-industry diversity and Frenken *et al.* (2007), Hartog *et al.* (2012) and Bishop & Gripaios (2010) show a positive relationship between related variety and employment. Furthermore, external information sources are necessary for companies, particularly when looking to innovate. Exchanges with other companies can give them a better understanding of the competition, their market positioning and the opportunities available (Freel, 2003; Pittaway *et al.*, 2004). This need for external information or intelligence is one of the pillars of business intelligence that major companies have developed and mobilised to underpin their economic development (Oubrich, 2007). These exchanges occur because they are often tacit with the geographic proximity and concentration of activities in a given territory, and the diversity of the local productive fabric, enabling innovation processes. Overall, the notion of related variety can be interpreted as a metric of "territorial proximity" and refers to the intersection of organisational and geographic proximity. The former covers the economic and social distance between individuals (do they share production factors, managerial knowledge, an institutional framework...); and the latter, the geophysical distance, is sometimes socially modified by institutions such as means of

transport. The notion of related variety is constructed within a defined geographic perimeter and takes into account, through the use of sector nomenclature, the idea of cognitive links between firms in a given territory.[1]

Variety can also occur between less interconnected sectors, referring to the concept of unrelated variety (Frenken *et al.*, 2007). In that case, variety appears to be more of a notion of diversification in the structure of the productive system of the territories. Sector diversification – such as portfolio diversification – could prevent the territory from the negative effect of an external shock dispersion. The highest degree of specialisation would refer to the *dutch disease* where a country's economy fully relies on one sector, threatening economic resilience. Thus, the more diversified a territory is, the more resilient it is to external shocks. Therefore, unrelated variety defined as diversity between less cognitively closed sectors appears to have a greater impact on the unemployment rate rather than on the creation of employment. This type of variety does not stimulate innovation but seems to safeguard against job losses following a crisis. Only remains the geographic proximity in the unrelated variety.

In the growing body of literature, diversity mixed with proximity within the same sector (both geographic and cognitive) contributes positively to regional economic growth through knowledge spillovers. Taking part in this literature, this chapter focuses on the role played by diversity, particularly in the industrial sector, on job dynamics through the spread of innovation and knowledge from one sector to another. In this regard, proximity and diversification of the productive system induce positive spillovers on innovation and productivity. Here we find resonance with the Jacobs economies: firms can appropriate and adapt innovations – in terms of new technologies or management – from other companies, and thus disseminate them. This notion suggests that diversity influences economic development, yet the relationship is not as straightforward as it appears.

[1] In our case, employment zones as discussed in Section 2.4

The competitive base[2], and the industrial sector in particular, has received particular attention from public authorities following concerns about the extent of French de-industrialisation since the late 1970s. Innovation[3] and its dissemination to the productive sector enable economic growth (Romer, 1986; Lebel, 2008; Aghion, 2018). Moreover, knowledge spillovers are geographically localised. Bottazzi & Peri (2003) show that R&D externalities not only affect the initial region's patents dynamics but also its neighbour's but limited to 300km. Therefore, it is the subject of growing interest for public authorities, regarding policies to promote regional cohesion or to support industry. Moreover, the French economy's reliance on foreign industrial products, especially crucial items like medicines and masks during the COVID-19 crisis, makes it vulnerable to external shocks. Latest stimulus packages at national and supra-national levels such as "France Relance"[4], "NextgenerationEU" or "Green Deal" include financial support for industrial innovation and its ecological transition. It is therefore important to pay particular attention to proximity in the industrial sector both to further clarify the theoretical effects highlighted since Frenken *et al.* (2007) and to structure the relevant industrial policies. Several industrial policies, known as "clusters", are currently operational, based on the notion of geographic and organisational proximity. This has been the case with the "Pôles de compétitivité" policy since 2004 and the Territoires d'Industrie policy since 2018. The former brings together private-sector players (industrial companies) and research and training organisations to work on projects in a given territory around common themes. The latter is based on the duo of a political representative and industrialist to encourage territorialisation and stimulate industrial development.

[2]The competitive base comprises the traditional industrial sector (excluding construction), plus the research sector, certain legal activities, publishing and telecommunications. It provides a broader view of the players involved in a country's industry.

[3]OECD, in Oslo Manual (4th Edition), defines innovation as "a new or improved product or process (or combination of both) that differs significantly from a unit's previous products or processes and has been made available to potential users (product) or implemented by the unit (process)". This definition is intended to enable international comparisons, and is based in particular on "the role of knowledge as a foundation for innovation".

[4]In 2023, the French minister of the economy announced that 35 billion of the 100 billion stimulus package will be devoted to the industry.

Therefore, this article is at the crossroads of the literature that highlights the effect of proximity between agents, and which assumes a positive impact of diversity on the economic performance of territories. We make two main contributions. While Frenken *et al.* (2007), Hartog *et al.* (2012) and Bishop & Gripaios (2010) constructed their relatedness indicator including all sectors, we distinguish between a measure of relatedness considering all sectors and a measure relative only to the industrial one. Here, we aim to assess whether proximities (geographic and cognitive) within the industrial sector account more than global relatedness in knowledge spillover occurrence. First, we test the relationship between employment growth and related variety in France to distinguish between competitive base relatedness and global one. Second, we investigate the specific features underlying this relationship to assess whether it depends on the level of relatedness itself. To do so, we estimate a spatial model and perform a Hierarchical Clustering on Principal Components (HCPC). Including spatial weight leads to questioning the independence across individuals. The existence of spillover effects, or decisions regarding territorial divisions, may motivate the consideration of spatial dependence in observations (Floch & Le Saout, 2018). Furthermore, variables reflecting urbanisation economies, as well as control variables such as a measure of local specialisation and the level of education are included in the model. We assess the empirical evidence of these assumptions in French employment zones (EZ) using firms' data and the employment growth rate over six years (2016-2021).

Our results show evidence of a positive effect of the global related variety on the total employment growth rate of French EZ between 2016 and 2021. Geographic proximity is not everything and cognitive proximity is decisive in the process of knowledge spillover. The result on industrial employment is more mitigated and suggests a slightly higher effect of the relatedness when only considering the firms within the competitive base compared to other measures of relatedness.

The rest of the article is organised as follows. Section 2.2 reviews the related literature and

Section 2.3 draws some stylised facts in mainland France. Section 2.4 presents the data and methodology, and Section 2.5 the results of the estimations. Finally, Section 2.6 concludes.

2.2 Review of the literature on related and unrelated varieties

The distinction between related and unrelated variety leads to two theoretical relationships to be tested empirically. The first is a positive relationship between relatedness and economic performance. The second is a negative relationship between unrelatedness and the unemployment rate. In this section, we revisit the literature that examines these two hypotheses.[5]

Regarding the first hypothesis, authors are looking for the positive effect of what could be seen as *clusters* on economic performance through innovation. Assuming that geographic proximity goes hand in hand with better cooperation between companies, this favours the spread of knowledge. Here, we find again the idea that geographic proximity itself does not automatically lead to growth, but must be combined with cognitive proximity. For Frenken *et al.* (2007), knowledge spillovers happen more between sectors that use the same technology (even if they are not part of the same industry). Bishop & Gripaios (2010), Hartog *et al.* (2012), Wixe & Andersson (2017), and Cortinovis & Van Oort (2015) have tested empirically the relation between related variety and employment growth respectively in Great Britain, Finland, Sweden, and European regions. The results from Bishop & Gripaios (2010) suggest that policies promoting specialisation could be unappropriated given its negative relation with economic performances while diversity and local competition drove the employment rate in Great Britain between 1995 and 2002. Brachert *et al.* (2011) find no evidence regarding the effects of related and unrelated varieties on regional employment growth in Germany. Boschma *et al.* (2012) show that related variety impacts Spanish regional growth. However,

[5]See Content & Frenken (2016) for a meta-analysis of the literature.

they differ methodologically from the rest of the literature we present. They consider two types of relatedness: Porter's cluster classification where relatedness is based on "the geographical correlation of employment across traded industries" and another based on export data. Likewise, Falcıoğlu (2011) uses productivity to account for economic performance, while Hartog *et al.* (2012) rely on GDP growth.

However, quantitative results suggest that the relationship between related variety and economic performance is not as equivocal as it might seem (Content & Frenken, 2016). By distinguishing between high-tech and low-tech sectors, Hartog *et al.* (2012) find that only related variety among high-tech sectors has a positive impact on regional growth in Finland. Cortinovis & Van Oort (2015) break down the impact on the employment rate concerning technological regimes and discover a notable effect only within the high regime. More recently, Content *et al.* (2019) have clarified the relationship between related variety and employment growth through its impact on entrepreneurship. Considering the European regions, the authors have shown a positive effect on the level of opportunity-driven entrepreneurship and the ratio of opportunity over necessity-driven entrepreneurship. Nevertheless, the unrelated variable seems to reduce regional entrepreneurship, suggesting that the "absence of cognitive proximity makes it more difficult for individuals to identify and/or exploit new business opportunities, lowering entrepreneurial activity". It is therefore necessary to distinguish between these two types of variety, since they involve very different economic mechanisms but also to take into account possible subtleties within these two relationships.

For Frenken *et al.* (2007) unrelated variety is associated with "a measure of risk-spreading that cushions the effects of an external demand shocking a certain sector". The authors find a negative relationship between unrelated variety and the unemployment growth rate, underlining the protective effect of diversification in the event of a crisis. In Saviotti & Frenken (2008), the effects of unrelated variety on growth are similar to long-term effects related to economic resilience via diversification, which enables shocks to be absorbed, in

particular via demand. Unrelated variety may also be associated with innovations that will take longer to be implemented in another sector. Cortinovis & Van Oort (2015) find a negative impact of the unrelated variable on unemployment growth in the medium technological regime when considering spatial modelling.

The empirical analysis suggests the need for nuanced approaches when testing these two hypotheses. The heterogeneity of technological regimes, entrepreneurial variables, and job skill levels have already been investigated. Related variety seems to also affect the economic resilience of territories. Cainelli *et al.* (2019) show that the Italian local labour market characterised by a higher level of related variety exhibits a higher capacity to adapt to economic shocks. Çınar (2023) finds evidence of a negative relation between related variety and the risk of falling into development traps based on the deviation from the GDP European average. These results suggest that related and unrelated varieties should be analysed together so some mechanisms would not escape the analysis.

A discussion about the sole reliance on industries rather than on an individual approach has emerged following the criticism of Desrochers & Leppälä (2011) and the results of Wixe & Andersson (2017). For these authors, workers rather than the company itself are the transmission channels for knowledge and know-how spillover effects on employment growth. Moving from one firm to another, workers spread knowledge, suggesting that we should consider relatedness between individuals in terms of education and occupation rather than between industries. The authors find that new dimensions of related variety positively correlate with productivity growth.

Falling into this strand of the literature, our chapter mobilises data from French companies aggregated at the level of the employment zone. We first distinguish between (un)relatedness in the industrial sector and all sectors using the French SIC code (NAF and APE). Furthermore, we incorporate heterogeneity in this effect linked to the level of industrial related variety. We are interested in testing the heterogeneity of the relationship between related

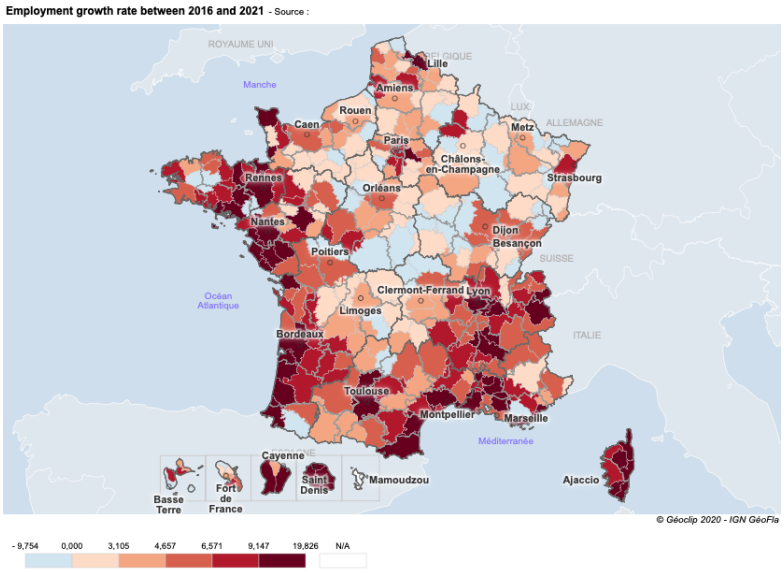
and unrelated varieties and the economic performance of a territory.

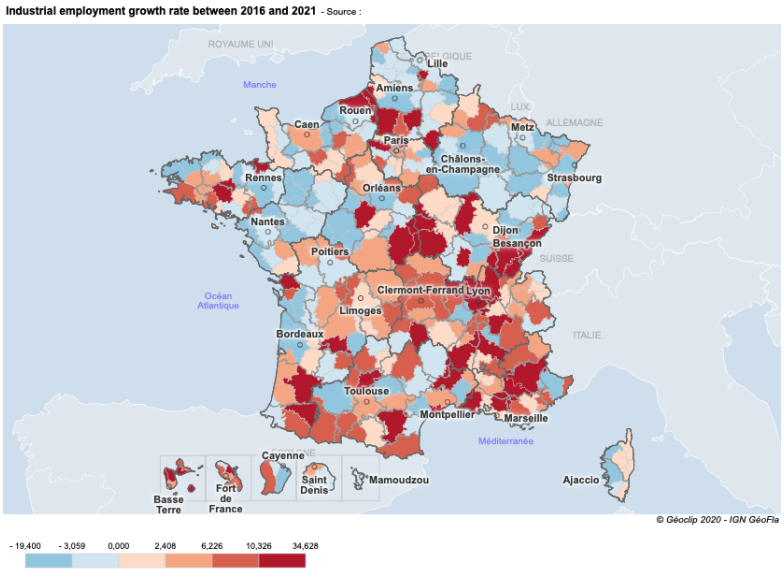
2.3 The French employment zones: a link between productive structure and economic performance

In 2021, the French industrial sector gathered 274,212 firms and 3,194,200 salaried employees.[6] In 2022, manufacturing, mining and other industries represented 13.3% of the French added value (VA). However, the distribution of employment between territories diverges, ranging from 3 to 22% of total employment, depending on the *departement* in 2021.[7] Changes in industrial employment occur within the context of France's de-industrialisation, a trend observed in many developed nations. Since the late 1970s, there has been a noticeable decline in industrial employment alongside a reduction in the secondary sector's contribution to GDP, while the share of tertiary activities has been on the rise. Several explanations have emerged such as the change in demand and productivity gains coupled with the substitution of domestic production for imports, against a backdrop of declining competitiveness. Political perspectives have also influenced this shift: embracing globalisation has led advanced economies (AEs) to pivot away from industry and low-skilled tasks, focusing instead on higher-skilled manufacturing and the knowledge economy. AEs expected Emerging Market Economies, with lower production costs, to specialise in the industrial sector. However, the onset of the Covid crisis, which disrupted global supply chains, coupled with political crises, has prompted countries to seek greater industrial resilience, particularly in the production of strategic products.

[6] "INSEE' dashboard of the French Economy"

[7] French *departements* are both an administrative district and the area of jurisdiction of State services. Departments are a little bigger than an employment zone.





Sources: The average employment growth is the average employment growth between 2016-2020 by employment zone (author's calculations using the INSEE data).

Figure 2.1: Employment growth rate in total (up) and in the industry (down) between 2016 and 2021

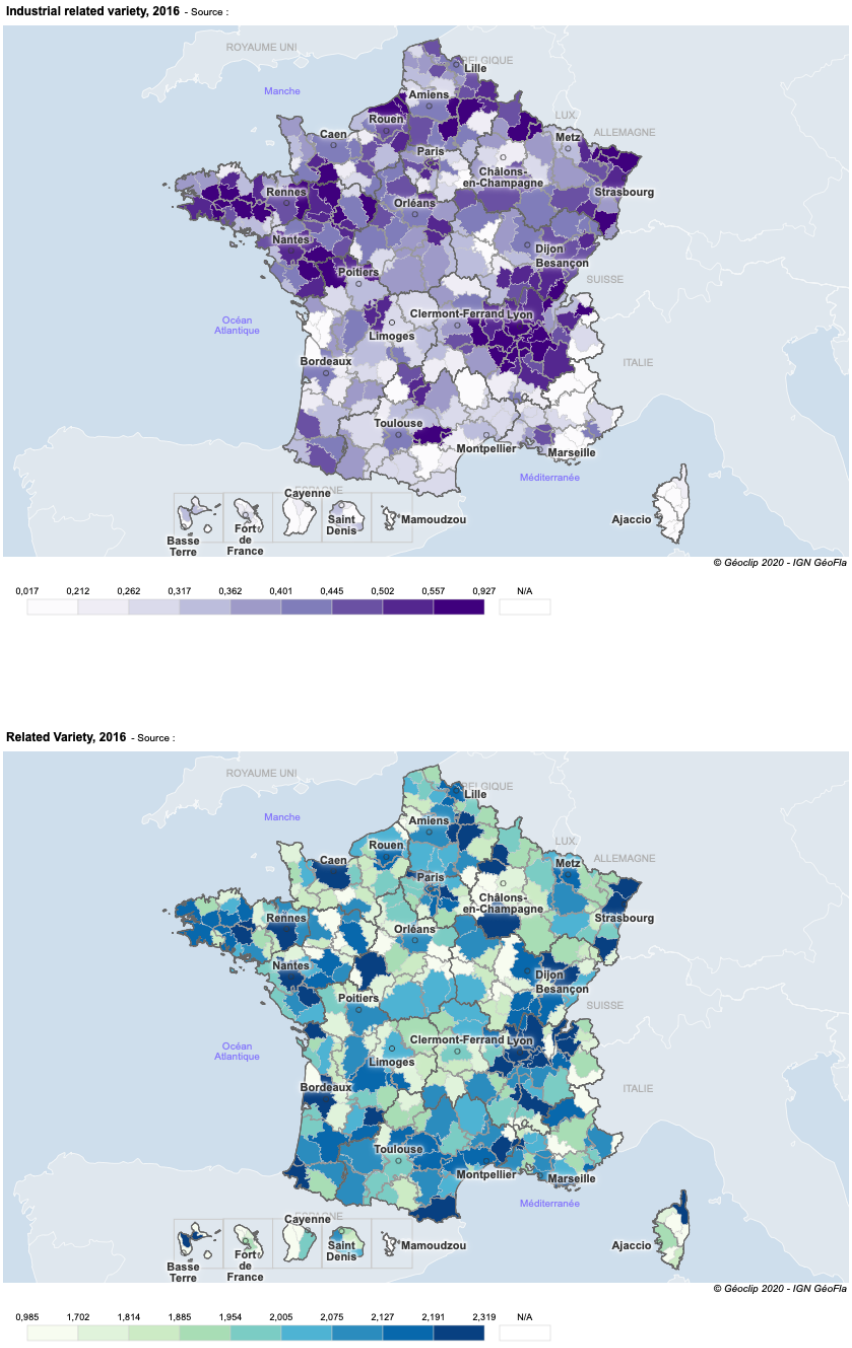
Figure 2.1 illustrates the fact that most dynamic areas are concentrated around major metropolises such as Paris, Marseilles, and, to a lesser extent, Lyon, as well as on the West coast from the Morbihan basin (South Weast of Rennes) to the Aquitaine coast (around Bordeaux). The higher employment growth rate gathered in metropolises could be explained by urbanisation externalities and the presence of firms' headquarters especially in the Ile de France area. There are regions where the marketplace brings together the supply and demand for labour. Moreover, the dynamism of France's coastlines has received particular attention, especially with the works of Davezies (2009), Davezies (2008) and Talandier (2008). Their reinterpretation of base theory highlights the impact of tourism as well as the presidential and residential spheres on the attractiveness and performances of these territories.

In the Pays de la Loire (around Nantes), there are some very dynamic areas in terms of job creation, in particular around Nantes and its surrounding areas. Indeed, the total employment growth rate between 2016 and 2021 is close to 3.76%. In a 2014' INSEE[8] note, Kerdommarec & Martineau (2014) highlight the importance of the area's attractiveness due to the great diversity and dynamism of the territory's activities. EZ with a strong economic focus on the productive sphere and skilled jobs are found here. Looking at its degree of relatedness we observe a high level of industrial related variety in the area.

The Auvergne Rhône-Alpes region (around Lyon) concentrates on several EZ characterised by dynamic employment (both global and industrial). It is a historically industrialised French territory gathering several industrial sectors such as metallurgy, the production of machines and equipment, and the chemical pharmaceutical sector. This is reflected in the average related variety value on the period ranging between 1.66 and 2.46. The areas from the northeast of France (close to the Belgian border) to the centre-west of France have recorded lower average job growth rates. In the so-called "diagonal of emptiness", jobs have tended to decline on average over the period, a phenomenon already observed during the

[8]Institut national de la statistique et des études économiques

second half of the 20th century.



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles.

Figure 2.2: Industrial related (left side) and global related (right side) varieties in 2016

Employment zones characterised by a high level of industrial variety are concentrated in four geographic areas: Bretagne, Pays de la Loire, the Rhone-Alpes basin and, to a lesser extent, the frontier with Germany in Grand Est (Figure 2.2). In Bretagne, the regional industry is driven by the agri-food sector: Lamballe-Armor, Pontivy-Loudéac, Vitré, Ploërmel, and Fougères are specialised in the historical industry linked to the presence of agriculture in the region. The region's productive fabric is also based on a concentration of large establishments (over 250 employees) located in conurbations such as Rennes, Brest, and Quimper.[9] In Hauts-de-France, we observe a high degree of industrial diversity in the EZ of Amiens, Reims, Charleville-Mezières or Maubeuge. Despite a decline in the industrial sector in those territories, we still find big industrial companies that concentrate a large number of employees, especially in the automobile sector like Renault and Maubeuge Construction Automobile.

Two phenomena are highlighted by the descriptive statistics and are of particular interest to us. First, the distributions of employment growth and relatedness – both global and industrial[10] are geographically concentrated. This suggests the presence of spatial autocorrelation defined by Anselin & Bera (1998) as the "coincidence of value similarity with locational similarity". Second, overlaying the maps of related varieties and employment growth rates suggests a positive correlation between high-performing territories and those with high varieties - industrial and global.

2.4 Methodology and data

We consider the most possible recent period, within the limits of data availability. We use the "Flores Etablissements (Fichier localisé des rémunérations et de l'emploi salarié)" dataset which gathers statistics on salaried employment and remuneration for all sectors of activity, down to the municipal level. The source file includes all French plants, their identification

[9]https://www.bnsp.insee.fr/ark:/12148/bc6p070qx8v

[10]See Figure 2.6 – in Appendix 2.A for mapping of the total and global unrelated variety.

number, their geographical location, and their sector. It is the plant identification number that allows us to distinguish the location of many plants that belong to the same firm.[11] Our analysis therefore covers the period 2016-2021.[12] The choice of pertinent geographic scope is a key element of the study. We aim to model the economic interactions of a specific territory based on the structure of its productive system. Hence, the geographic scope should be defined by the spatial spectrum of those economic behaviours. As expressed in Sack (1983), it is more the scope of relationships and the organisation of projects between individuals that we seek to delimit.[13] In this sense, the employment zone defined by INSEE as "a geographic space within which most [60%] workers reside and work" is the most suitable concept.[14] The study covers the 287 mainland French employment zones over the 306 constructed by INSEE.[15] The choice of employment zones as a geographical unit is motivated above all by getting closer to a socio-economic reality. On the other hand, this choice is at the intersection of larger units such as regions which would reduce the number of observations by part and make the heterogeneity of growth rates and production structure invisible.

For employment at different digits, we use the employment data included in the "Flores Établissement" files from 2016 to 2021. We aggregate these firm's data at an employment

[11]Since 2016, the Flores datafiles have replaced the Clap datafiles and methodological differences between the two files make it difficult to combine them.

[12]The Covid-19 period is included in the analysis, which could cause problems regarding its impact on the industrial job variable. However, the impact of the crisis was relatively limited on employment in the years 2020 and 2021, due to the introduction of State aid to companies aimed at limiting redundancies, such as short-time working.

[13]Note that the Employment zone is not an administration territory, hence politics can't explicitly apply policies.

[14]For more details on how French employment zones are constituted by INSEE (2020 version), consult the INSEE note "Méthode de constitution des zones d'emploi 2020". According to INSEE "The division into employment zones constitutes a partition of the territory adapted to local studies on the labour market. It serves as a reference for the dissemination of localised unemployment rates and employment estimates. This zoning is defined both for mainland France and the overseas departments. The updated breakdown is based on the home-work travel flows of workers observed during the 2016 census. The algorithm used is recommended by Eurostat, LabourMarketAreas, available as open source. The list of municipalities is that given by the Official Geographic Code (COG)."

[15]The employment zone of Mayotte being unavailable in the initial Flores datafile, the territory is excluded. The elaboration of the proximity matrix forces us to exclude the overseas departments (Guadeloupe, Guyane, Martinique and La Réunion).

zone level to be able to cross-reference these data with other variables. All variables below are measured at the 2020 employment zone level. The competitive base covers manufacturing, mining and quarrying (section BE in NAF10), information and communication (section JZ in NAF10), professional, scientific and technical activities, and administrative and support activities (section MN in NAF10).[16] For further details, see Appendix 2.B, which lists the sectors covered by NAF88 codes.

Dependent variable

Several options are available for choosing a proxy for a region's economic performance: value-added, total factor productivity (TFP) or jobs. One limitation of VA is that we do not know how it is distributed. It is not possible to distinguish between a structural cause (the company has produced more) of the increase in VA and a cyclical cause (an increase in the price of the product). Just as GDP is a limited metric when it comes to representing a country's economic development, the rate of job growth allows us to capture a reality that sometimes eludes value added. Choosing productivity would have made this country's results dependent on the assumptions made by the productivity estimates. We have therefore chosen to base ourselves on jobs. We calculated employment growth using the INSEE database's total sector localised employment rate data. This variable does not require using the Flores data files as the NAF code is not necessary. This dependent variable aims to capture employment dynamics resulting from innovation. The premise is that radical innovation leads to the creation of new markets and new positions. We test our models on both the global and the industrial employment growth rates between 2016 and 2021.

Independent variables and controls

Variety as a source of economic growth includes both spillovers due to the links between companies belonging to the same sector and spillovers between companies in different sectors (Frenken *et al.*, 2007; Bishop & Gripaios, 2010; Hartog *et al.*, 2012). In this sense, we

[16]NAF10 corresponds to the French sectoral classification including 10 sectors.

enrich the approach to economic growth through the increase in input stocks by focusing on the qualitative construction of this growth. Building upon the authors' enumeration in the preceding section, we apply Theil (1967) entropy concept using the methodology outlined by Frenken *et al.* (2007). Variety represents the degree of variety of firms on a territory and we construct related variety in an EZ based on the APE code, hence distinguishing groups of firms that should be more cognitively connected.[17] Unrelated variety is based on the NAF88 code where the sectors are larger.[18] We use the full-time equivalent employment available in the data of the Flores datafiles. The assumption is the following: firms belonging to the same APE code are more cognitively closed than firms belonging to different APE codes. Cognitive proximity is here a measure of economic proximity but does not take into account the role of institutions like local authorities at different levels that could also be a source of link between firms in the implementation of a common project source of economic performances.

Related variety (RV) is calculated by the weighted sum of the entropy at the five-digit (APE code) level within the two-digit class (NAF88 code):

$$RV = \sum_{i=1}^{g} P_g H_g \tag{2.1}$$

where :

$$H_g = \sum_{i \in S_g} \frac{p_i}{P_g} log_2(\frac{1}{\frac{p_i}{Pg}}) \tag{2.2}$$

[17]APE is the APE code of a plant. The code corresponds to the smallest sectoral classification (732 sectors) available in the dataset.

[18]We are aware here that a limitation of this measure lies in the assumption that companies sharing the same APE code are systematically considered as cognitively close, i.e. sharing this organisational proximity, which may sometimes lead to simplification of production processes or similarities between sectors.

Unrelated variety (UV) is defined using the entropy measure at the two-digit class:

$$UV = \sum_{g=1}^{G} P_g log(\frac{1}{P_g}) \tag{2.3}$$

where p_i is the share of the i-th APE category in an employment zone's total employment, P_g is the share of the g-th NAF88 category in an employment zone's total employment, and n is the number of NAF88 categories. UV is a positive variable, the higher the employment zone it gets, the spreader employment is distributed across all sectors.

The notion of entropy and the construction used have the advantage of limiting the risk of multicollinearity in the econometric model (Attaran, 1986; Jacquemin & Berry, 1979). Since our diversity measures are constructed at different levels of disaggregation, their simultaneous addition to the model poses no problem, since their correlation coefficient is close to 0.

Related and unrelated varieties are constructed both by considering all the sectors (*Global relatedness*) and by restricting to the competitive base sector (*Industrial relatedness*). The correlation coefficient between global-related variety and industrial-related variety in 2016 was 0.72, whereas it amounts to 0.48 when considering global-unrelated variety and industrial-unrelated variety.

Population density, to account for urbanisation economies, is constructed as the municipal population aggregated at the employment zone level divided by the geographic area of the 2020 employment zone. The municipal population comes from the census of the population produced by INSEE.

To include a measure of specialisation of the territories, we use Krugman (1992)'s global specialisation index. It is synthetic information found in the different sectoral indexes and allows comparison between the territory concerned and all the territories in a geographic area (outside the territory concerned) (Kubrak, 2013).[19]

[19]See Appendix 2.C for the construction of this variable.

We control for the level of education of the population in EZ using the share of the 25-34 year-olds with higher education qualification (above the *baccalauréat*).[20] The data come from the *Observatoire des Territoires* and were not available for 2016, hence the variable is the share in 2014 but we conducted a robustness check using the growth rate of the share between 2014 and 2020 and the results remain the same.

We use the INSEE classification of French employment zones into 7 categories[21], to account for any heterogeneity between employment zones. This classification allows us to classify French employment zones according to their economic orientation.[22] This classification is based on specialization indicators based on population and employment census data. An ascending hierarchical classification is used to group areas with strong similarities. Dummies relative to the different groups of EZs are included in the model, making it possible to model territorial heterogeneity without estimating individual fixed effects.

Ignoring spatial auto-correlation would imply that we do not include "the possibility that borders create sometimes artificial breaks in spatial phenomena whose reality is more continuous" (Crozet & Lafourcade, 2009). In reality, the effect of a variable on another is unlikely to stop suddenly when reaching an administrative (or constructed) border. Bishop & Gripaios (2010), Quatraro (2010), and Cortinovis & Van Oort (2015) take into account the presence of spatial spillover effects. Including spatial auto-correlation allows us to return to the hypothesis of individual independence. Two proximity matrices are constructed. The first one (*Wdistance*) uses the inverse of the distance between two centroids of two employment zones, and the second (*Wcontinguity*) is a contiguity matrix based on the "queen" frontier.[23]

[20] Note that the share of 18-64 year-olds would have represented better the global educational structure of the territory but data where not available at the city level. Hence, we could not reconstruct the variable at EZ level.

[21] Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions, Other large agglomerations with large employers, Residential areas, Areas specializing in industry, Areas specializing in agriculture, Areas specializing in tourism, Areas with diversified economies.

[22] See Figure 2.8 in Appendix 2.D for more details and a map about the INSEE classification.

[23] "Queen" frontier is based on the move of a queen on a chessboard. We take into account EZs that share frontier and apex.

Note that the proximity matrix using the inverse distance leads to higher spatial concentration around the metropolis suggesting that employment zones in this area are closer to each other. It might be validated by a higher transport supply in these territories. It is worth noting that the results for employment zones bordering other countries such as Belgium and Germany do not include the impact of the foreign territories' economic performances, hence the effect of the spatial auto-correlation might be underestimated for these areas. Tables 2.8 and 2.9 in Appendix 2.E summarise the data, sources, transformation, and statistics.

The model

Empirical studies base their methodology on the model of Glaeser *et al.* (1992) to estimate productivity, while others (Bishop & Gripaios, 2010) proxy economic performance by the employment rate. In the latter approach, MAR and Jacob's externalities and local competition drive the dynamic of the growth rate of technology. Following Frenken *et al.* (2007) our model is based on the latter.

We aim to test two hypotheses:

H1: Global related variety and economic performance are positively correlated, i.e., an increase in global related variety in a territory leads to a more dynamic employment rate.

H2: Industrial related variety and economic performance are positively correlated, i.e. an increase in industrial related variety in a territory leads to a more dynamic employment rate.

Following the methodology of Floch & Le Saout (2018), we conduct several tests to estimate the proper model fitting the variables and the research question. We determine if we are dealing with an auto-correlation issue, i.e., spatial dependence, or heterogeneity one (spatial non-stationary). Positive spatial auto-correlation would imply similarities between the observed value of variables and their localisation, while spatial heterogeneity considers structural spatial instability meaning that the effect of a variable might differ regarding the territories considered. The analysis of stylised facts in Section 2.3 suggests the presence of spatial auto-correlation in our data. We perform Moran's tests on the dependent variable

to test for this hypothesis. The idea behind this test is simple: in the absence of spatial auto-correlation for a variable, it would be randomly distributed. Hence, we have to test the distribution of the variable and compare it to a random distribution. The results suggest a possible spatial auto-correlation in our dependent variable, motivating our choice for spatial modelling through the impact of a proximity matrix between our territories (see Appendix 2.F for the auto-correlogram of Moran's index). The results validate the presence of spatial correlation suggesting that we should consider a spatial econometric model.

Spatial auto-correlation can take several forms in econometric modelling. Let us consider the following model in matrix form :

$$Y = \rho WY + X\beta + WX\theta + u \tag{2.4}$$

$$u = \lambda Wu + \epsilon \tag{2.5}$$

where Y denotes the dependent variable, X the matrix of the independent variables, W the proximity matrix, and u the error term.

According to Elhorst (2010), spatial models can either include an endogenous interaction when the economic decision of one economic zone depends on the decision of its neighbour (ρ); an exogenous interaction when the economic decision of a zone depends on the observed characteristics of its neighbour (θ); or a spatial correlation (λ). Table 2.10 in the Appendix 2.F shows the results of Moran's I and Lagrange multiplier tests, which suggest that the model should include endogenous and exogenous spatial auto-correlation (i.e., a Spatial Durbin Model). This model has the advantage of presenting unbiased estimators, even in the case of spatially auto-correlated errors. It is therefore the most robust model to a poor choice of specification (Floch & Le Saout, 2018). Hence we estimate the following model:

$$\begin{aligned} Y_i^{2016-2021} &= \alpha + \rho W Y_i^{2016-2021} + \theta W RV_i^{2016} + \beta_1 RV_i^{2016} + \\ &\quad \beta_2 UV_i^{2016} + \beta_3 Pop_i^{2016} + \beta_4 K_i^{2016} + \beta_5 Ed_i^{2014} + \beta_6 EO_i + \epsilon_i \end{aligned} \tag{2.6}$$

where $Y_i^{2016-2021}$ is the employment growth rate between 2016 and 2021 of the EZ i, W the proximity matrix, RV_i^{2016} the related variety in industry in 2016 of the EZ i, UV_i^{2016} the unrelated variety in industry in 2016 of the EZ i, Pop_i^{2016} the population density in 2016 of the EZ i, K_i^{2016} the Krugman's index in 2016 of the EZ i, Ed_i^{2014} the share of 25-34 year-olds with higher education qualifications in 2014 of the EZ i, and EO_i the INSSE' economic orientation of the employment zones.

We investigate the impact of competitive base and global productive structures at the beginning of the period and their effect on the dynamic of employment between 2016 and 2021. We are more interested in explaining the divergence between employment zones than their time trend. The estimation uses the maximum likelihood method and includes robust estimation of the variance-covariance matrix. Note that the restricted period available would have led to T=5, leading us to give up on panel analysis since the restricted period would not permit us to account for the long-term productive structure. Residual tests indicate that they do not follow a normal distribution. However, these residuals are not correlated with the explanatory variables. Although some heteroscedasticity related to omitted variables may persist, correcting the standard errors reduces the risk of misspecification, and spatial autocorrelation has been verified.

2.5 Results

2.5.1 Effect on total employment

Tables 2.1, 2.11 and 2.12 in Appendix 2.G, show the estimation results of the spatial modelling on the total employment growth. Concerning our two measures of proximity, the results can be summarised as follows: diversity needs to occur between cognitively and geographically closed firms to affect positively the total employment growth rate. Moreover, focusing on cognitive proximity in the industrial sector seems insignificant. Only the coefficient of the global related variety in 2016 is found to be positive and significant, while the rest of the varieties do not seem to matter in the employment dynamics. This is consistent with the literature: geographic proximity alone does not lead on average to better economic performances, it also needs cognitive proximity.

Moreover, the estimated coefficient for the spatial lag of the dependent variable is also significant and positive, meaning that the employment growth rate in an employment zone is partly explained by a spatial spillover effect. Territories surrounded by more dynamic EZ should indeed benefit from the situation of their neighbours. In other words, as expected, the employment growth rate in France between 2016 and 2021 does not stop at the frontier.

We find no evidence of urbanisation economies related to population density, nor the effect of the specialisation through a positive significant coefficient of the density of population or Krugman's index on both total and industrial employment growth. However, population density is significant in all models and becomes insignificant only when the economic classification of employment zones is included. This may be due to the category "Other large agglomerations with large employers" that might capture the same effect. Concerning the second result, the paper's findings support an effect of Jacobin diversification rather than Marshiallian specialisation on the economic performance of French employment zones.

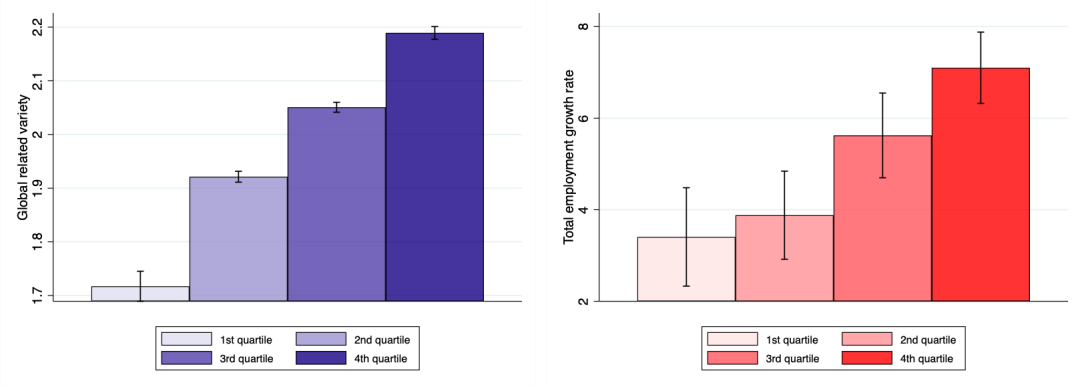
Table 2.1: Spatial estimation of the total employment growth rate (2016-2021)

	(1)	(2)
Varieties		
Global related variety in 2016	1.986***	
	(0.511)	
Global unrelated variety in 2016	-0.120	
	(0.194)	
Industrial related variety in 2016		0.286
		(0.771)
Industrial unrelated variety in 2016		-0.277
		(0.208)
Controls		
Population density in 2016	0.129	0.231
	(0.148)	(0.150)
Krugman's index in 2016	-0.060	-0.041
	(0.072)	(0.073)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014	1.607**	2.443***
	(0.708)	(0.704)
Areas specialising in agriculture	-0.415	-0.480
	(0.517)	(0.539)
Areas specialising in industry	-0.848*	-0.991*
	(0.491)	(0.524)
Areas specialising in tourism	0.490	0.544
	(0.469)	(0.499)
Areas with diversified economies	-1.259***	-1.084**
	(0.462)	(0.478)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions	0.000	0.000
	(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers	-0.557	-0.364
	(0.411)	(0.428)
Residential areas	-0.888**	-0.831*
	(0.452)	(0.470)
Constant	-5.084*	-4.824*
	(2.738)	(2.694)
Spatial variables		
Global related variety in 2016	-1.770***	
	(0.299)	
Total employment growth rate (2016-2021)	0.928***	0.923***
	(0.051)	(0.054)
Industrial related variety in 2016		-7.358***
		(1.281)
Number of observations	287.000	287.000
Log Likelihood	-494.819	-502.699

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Education level, proxied by the share of 25-34 year-olds with higher education qualification, only appears significant on total employment, i.e., in Table 2.1.



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles.

Figure 2.3: Global related variety and employment growth rate mean by global related variety quartile

The results concerning the economic orientation of employment zones are based on a comparison with the category "Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions", which is omitted from the estimation. This category includes metropolises. We note in particular that, over the period, areas specialising in industry, belonging to a diversified economy or residential areas performed less well economically when we consider the total employment than metropolises. For the rest of the zone categories, employment dynamics are not significantly different from those of the metropolises. These divergences disappear when focusing on industrial employment.

Figure 2.3 shows significant differences in level when considering the quartile distribution of the overall related variety. It also highlights the fact that the 3rd and 4th quartiles are characterised by higher total employment growth rates, which is confirmed econometrically in Table 2.2. In this model, the coefficient of the different quartiles has to be compared with the situation of the 3rd one: the positive and significant coefficient associated with the 4th quartile indicates that the effect on employment is larger in this quartile compared to the

3rd. On the contrary, the effect is significantly lower for the 1st and 2nd quartiles. In a nutshell, the impact of global related variety is therefore not homogeneous across territories, and this positive relationship on economic performance is all the more significant the higher the initial level of cognitive and geographic proximity between firms.

Table 2.2: Spatial estimation of the industrial employment growth rate (2016-2021)

	(1)
Global related variety	
1st quartile	-0.697***
	(0.249)
2sd quartile	-0.585***
	(0.226)
3rd quartile	0.000
	(.)
4th quartile	0.445*
	(0.234)
Controls	
Global unrelated variety in 2016	-0.135
	(0.191)
Population density in 2016	0.100
	(0.147)
Krugman's index in 2016	-0.079
	(0.071)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014	1.334*
	(0.707)
Areas specialising in agriculture	-0.512
	(0.511)
Areas specialising in industry	-0.924*
	(0.485)
Areas specialising in tourism	0.388
	(0.464)
Areas with diversified economies	-1.359***
	(0.458)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions	0.000
	(.)
Other large agglomerations with large employers	-0.701*
	(0.408)
Residential areas	-0.926**
	(0.447)
Constant	0.024
	(2.779)
Spatial variables	
Global related variety in 2016	-1.751***
	(0.299)
Total employment growth rate (2016-2021)	0.923***
	(0.054)
Number of observations	287.000
Log Likelihood	-490.894

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

2.5.2 Effect on industrial employment

Tables 2.3, 2.13 and 2.14 in Appendix 2.G show the estimation results of the spatial modelling on the industrial employment growth. The estimated coefficients for all four types of variety are positive and significant. The estimate does not seem to emphasise one over the others: the diversity of firms in employment zones is indeed associated with greater economic performance, but whether or not it occurs between players in the same sub-sector is not decisive. Note that we find no significant effect of the economic orientation of the EZ compared to total employment growth.

However, only the sign and significance of the estimated coefficient of the spatial model can be interpreted. The magnitude of the effect, hence comparison between coefficients, cannot be done using the coefficient but requires estimating margin effects (see Table 2.4).

The margin effects underline a slightly higher effect of the industrial bonded variety compared to the other varieties. Statistical tests show that the effects of the industrial related variety are significantly different from those of the other varieties, particularly the global variety.

With the first hypothesis verified econometrically for French employment zones between 2016 and 2021, the article highlights the decisive role of cognitive proximity when trying to estimate the effect of diversity among companies on the economic performance of territories. Geographic proximity alone does not drive this phenomenon. Concerning the second hypothesis and the effect of diversity when we reduce the sectors to those of the French competitive base are more mixed: the effect is visible only on industrial employment, but this is also the case for our other measures of diversity. Further investigations do, however, highlight the fact that the effect of industrial-related variety is greater than that of the others. Information, and therefore economic performance, seems to spread better in sectors that are cognitively close to the industrial base.

Table 2.3: Spatial estimation of the industrial employment growth rate (2016-2021)

	(1)	(2)
Varieties		
Global related variety in 2016	0.023**	
	(0.011)	
Global unrelated variety in 2016	0.013***	
	(0.004)	
Industrial related variety in 2016		0.043***
		(0.017)
Industrial unrelated variety in 2016		0.013***
		(0.004)
Controls		
Population density in 2016	0.000	0.001
	(0.003)	(0.003)
Krugman's index in 2016	0.001	0.000
	(0.002)	(0.002)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014	-0.020	-0.014
	(0.016)	(0.015)
Areas specialising in agriculture	-0.008	-0.002
	(0.011)	(0.012)
Areas specialising in industry	-0.003	-0.008
	(0.011)	(0.011)
Areas specialising in tourism	-0.004	0.004
	(0.010)	(0.011)
Areas with diversified economies	-0.008	-0.001
	(0.010)	(0.010)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions	0.000	0.000
	(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers	-0.009	-0.004
	(0.009)	(0.009)
Residential areas	0.007	0.010
	(0.010)	(0.010)
Constant	-0.023	0.033
	(0.061)	(0.058)
Spatial variables		
Global related variety in 2016	0.000	
	(0.007)	
Industrial employment growth rate (2016-2021)	0.770***	0.802***
	(0.156)	(0.135)
Industrial related variety in 2016		-0.036
		(0.027)
Number of observations	287.000	287.000
Log Likelihood	600.556	601.417

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 2.4: Estimation of the margin effects of the models in Table 2.3

	Margins effects		
	Direct	Indirect	Total
Global related Variety in 2016	0.023**	0.075	0.098
Global unrelated Variety in 2016	0.012***	0.040	0.053
Industrial related Variety in 2016	0.042**	-0.007	0.035
Industrial unrelated Variety in 2016	0.013***	0.050	0.063

2.5.3 Exploring heterogeneity in the relationship between economic performance and diversity

Using a Hierarchical Clustering on Principal Components (HCPC), we classify EZ into three homogeneous groups based on the series of the four types of varieties. This methodology allows us to group individuals (i.e., *clusters*), in our case the EZ, based on their similarities expressed as a distance matrix representing the distance between two individuals. The aim is to ensure that individuals grouped in the same class (intra-class homogeneity) are as similar as possible, while the classes are as dissimilar as possible (inter-class heterogeneity).

HCPC is an iterative classification method in which the dissimilarity between N objects is calculated. The two objects whose clustering minimises a given aggregation criterion are grouped, creating a class comprising these two objects. Next, the dissimilarity between this class and the other N-2 objects is calculated, using the same aggregation criterion. We then gather the two objects or classes of objects whose grouping minimises the aggregation criterion. This process continues until all objects have been grouped. These successive groupings produce a binary classification tree (dendrogram), whose root corresponds to the class grouping all individuals. This dendrogram represents a hierarchy of partitions (see Appendix 2.H). A partition can then be selected by truncating the tree at a given level, the level depending either on the user's constraints or on more objective criteria.

Using HCPC based on the industrial and global related and unrelated varieties in 2016 in each employment zone leads to the construction of three distinct groups (see Figure 2.14 in Appendix 2.H for a spatial representation of the composition of these groups).

Among the four variables included in the cluster analysis, it is the level of unrelated varieties (industrial and global) that seems to distinguish zones from different groups. In other words, cognitive and geographic proximities are not significantly different from one group to another. On the other hand, we observe a significantly higher level of unrelated global and industrial variety in Groups 2 and 3 than in the first group. The difference between Groups 2 and 3 appears to be in an industrial unrelated variety. Hence, Group 3 areas are characterised by a higher level of diversity among industrial companies (see Figure 2.4).

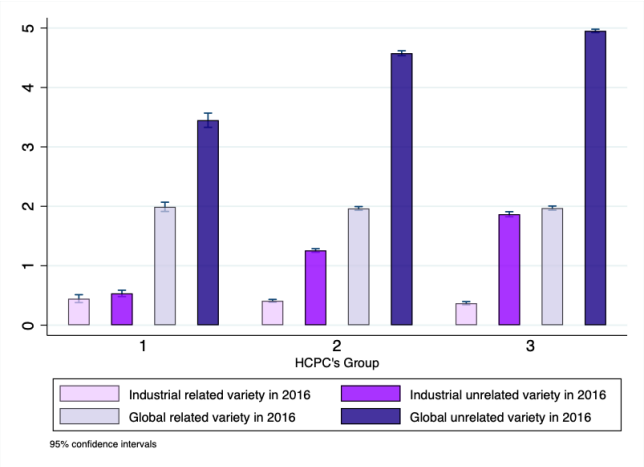
As regards the economic performance of the three groups (see Figure 2.5), the difference in terms of industrial employment growth rates is not significant. On the other hand, Group 3 is characterised by a higher total employment dynamic than the second group. It is worth noting that Group 1 brings together a very small number of territories with highly variable job growth rates (both total and industrial) between 2016 and 2021.

Aiming at estimating potential heterogeneity in the relationship, we include in our model the three different groups estimated by the HCPC. The idea is to re-estimate the spatial model and include homogeneous groups of territories that exhibit the same profiles.

The results are robust to the inclusion of different groups. Concerning total employment (Table 2.5), belonging to one HCPC Group rather than another is not relevant.[24] The result initially found is therefore homogeneous between the groups: knowledge spillovers spur better between companies not only geographically close to each other but also when they share a certain level of cognitivity. Sharing know-how and skills, or using mutual inputs, enables better communication between players and improves the diffusion of innovations. The results

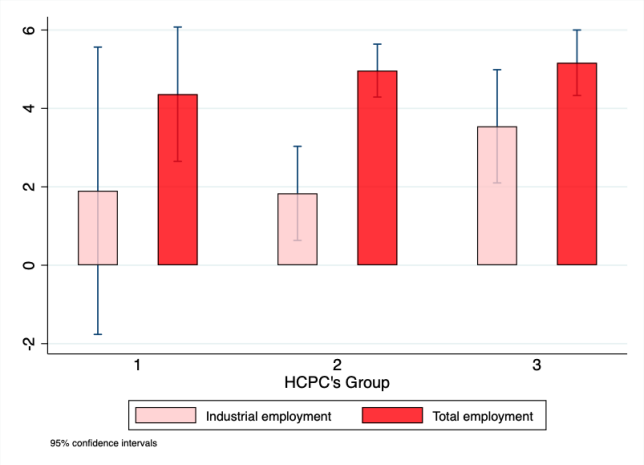
[24]In Tables 2.5 and 2.6 the reference group is Group 2, and the results hold when switching the reference group.

presented in 2.6 confirm that each diversity have a positive and significant effect on the industrial employment growth. Nonetheless, belonging to Group 1 compared to Group 2 impacts positively the industrial employment growth while EZs in Group 3 perform less than Group 2.



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles.

Figure 2.4: Mean varieties in subgroup of EZ based



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles.

Figure 2.5: Mean employment growth rate in subgroup of EZ based

Table 2.5: Estimations of the employment growth rate (2016-2021) including HCPC's classification

	(1)	(2)
Varieties		
Global related variety in 2016	1.973***	
	(0.511)	
Global unrelated variety in 2016	-0.329	
	(0.381)	
Industrial related variety in 2016		0.277
		(0.772)
Industrial unrelated variety in 2016		-0.435
		(0.433)
HCPC Groups		
Group 1	-0.343	-0.223
	(0.509)	(0.430)
Group 2	0.000	0.000
	(.)	(.)
Group 3	0.073	0.084
	(0.230)	(0.311)
Controls		
Population density in 2016	0.134	0.236
	(0.149)	(0.151)
Krugman's index in 2016	-0.061	-0.041
	(0.072)	(0.074)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014	1.608**	2.443***
	(0.708)	(0.704)
Areas specializing in agriculture	-0.386	-0.485
	(0.525)	(0.541)
Areas specializing in industry	-0.829*	-1.001*
	(0.498)	(0.526)
Areas specializing in tourism	0.512	0.537
	(0.470)	(0.499)
Areas with diversified economies	-1.222***	-1.089**
	(0.471)	(0.480)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions	0.000	0.000
	(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers	-0.536	-0.361
	(0.415)	(0.428)
Residential areas	-0.868*	-0.843*
	(0.458)	(0.472)
Constant	-4.091	-4.605*
	(3.136)	(2.726)
Spatial variables		
Global related variety in 2016	-1.787***	
	(0.312)	
Total employment growth rate (2016-2021)	0.929***	0.923***
	(0.050)	(0.054)
Industrial related variety in 2016		-7.335***
		(1.298)
Number of observations	287.000	287.000
Log Likelihood	-494.591	-502.564

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 2.6: Estimations of the industrial employment growth rate (2016-2021) including HCPC's classification

	(1)	(2)
Varieties		
Global related variety in 2016	0.025**	
	(0.011)	
Global unrelated variety in 2016	0.044***	
	(0.008)	
Industrial related variety in 2016		0.043***
		(0.016)
Industrial unrelated variety in 2016		0.039***
		(0.009)
HCPC Groups		
Group 1	0.050***	0.029***
	(0.011)	(0.009)
Group 2	0.000	0.000
	(.)	(.)
Group 3	-0.012**	-0.017***
	(0.005)	(0.007)
Controls		
Population density in 2016	-0.001	0.000
	(0.003)	(0.003)
Krugman's index in 2016	0.001	0.001
	(0.002)	(0.002)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014	-0.021	-0.015
	(0.015)	(0.015)
Areas specializing in agriculture	-0.013	-0.003
	(0.011)	(0.011)
Areas specializing in industry	-0.007	-0.007
	(0.011)	(0.011)
Areas specializing in tourism	-0.007	0.004
	(0.010)	(0.010)
Areas with diversified economies	-0.014	-0.001
	(0.010)	(0.010)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions	0.000	0.000
	(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers	-0.012	-0.005
	(0.009)	(0.009)
Residential areas	0.003	0.011
	(0.010)	(0.010)
Constant	-0.173***	0.002
	(0.067)	(0.057)
Spatial variables		
Global related variety in 2016	0.004	
	(0.007)	
Industrial employment growth rate (2016-2021)	0.717***	0.794***
	(0.187)	(0.140)
Industrial related variety in 2016		-0.034
		(0.027)
Number of observations	287.000	287.000
Log Likelihood	610.902	607.405

Standard errors in parentheses

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Overall, although interesting, the results in this subsection should be taken with caution as the size of Group 1 is very limited, questioning the representativeness of our findings. We have however kept them in the present chapter as a first insight but further investigation is needed.

2.6 Conclusion

Understanding the interactions between firms of the local competitive base, which includes the industrial sector, and economic performance is particularly useful for elaborating appropriate policies. This understanding becomes especially relevant in the context of both national and supranational efforts aiming to re-industrialise and ensure the transition of the productive system to meet ecological needs. The literature has established the importance of innovation diffusion as a driver of local economic performance, through its effect on employment dynamics. Jacob's externalities underline the positive effect of diversification. However, under the assumption that geographic proximity goes hand in hand with better cooperation across economic players, a distinction between the two types of diversity has been made according to the level of cognitive proximity between sectors. Indeed, Frenken *et al.* (2007) show that knowledge spillovers are more widespread between sectors sharing common characteristics such as know-how. However, no particular attention has been paid to related and unrelated varieties in the industrial sector in France.

Our chapter fills this gap and examines the relationship between employment and diversity, employing Theil (1967)'s entropy concept to differentiate between related and unrelated varieties in industrial sectors in mainland France from 2016 to 2021. We use firm data to construct our measure of relatedness and mobilise spatial models to account for spatial dependence.

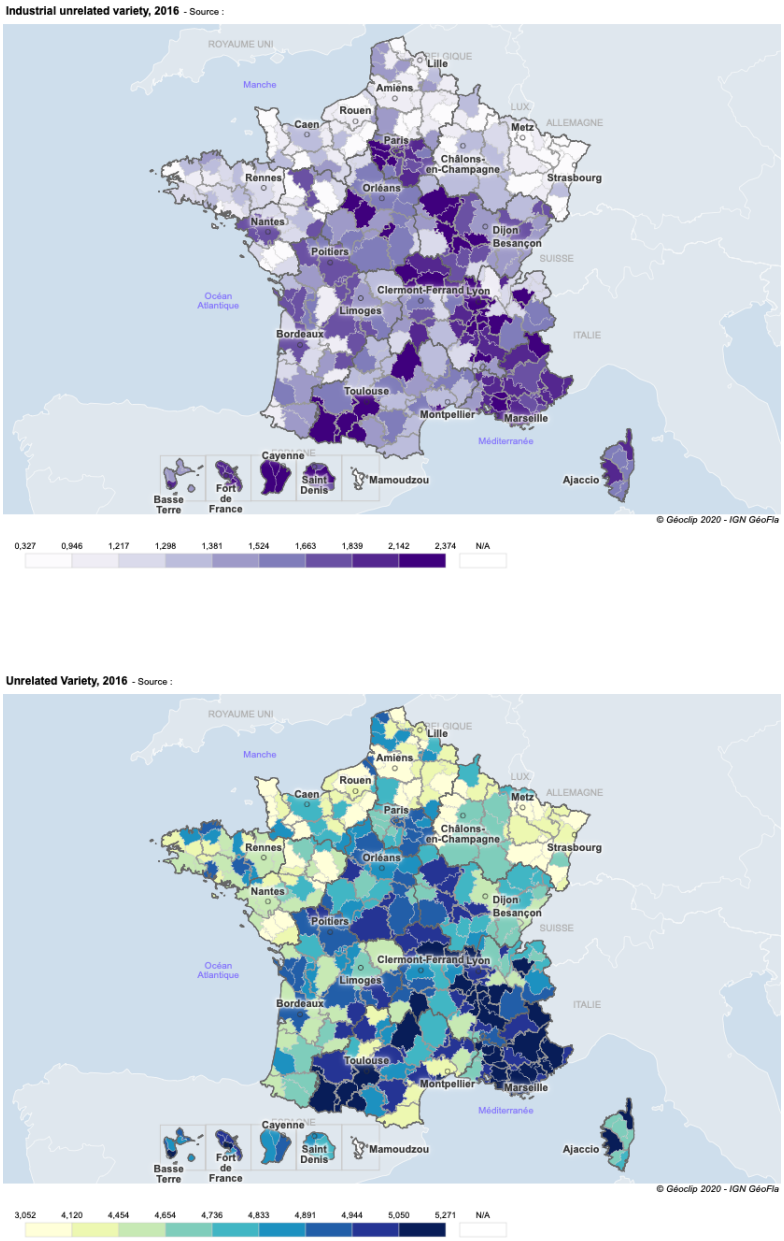
We show that diversity needs both geographical and cognitive proximities within the

firms to affect positively employment growth in French EZ between 2016 and 2021. Evidence supporting Jacob's externalities (Jacobs, 1969) using related variety (Frenken *et al.*, 2007), rather than MAR externalities suggests that knowledge spillovers are more efficient between firms that are cognitively closed. The effect is all the more significant when considering the 4th quartile of the related variety. Using the sectoral APE classification to measure cognitive proximity validates the fact that firms belonging to the same APE code share know-how, and a common language, and can easily adapt innovation from others. Restricting the included sectors to the competitive base shows no evidence of faster knowledge spillovers between industrial firms. These results suggest that the industrial sector is no more fertile ground than other sectors. Knowledge spreads as long as firms are cognitively and geographically close. However, we find more mitigated results on industrial employment growth: whatever the form of variety, there is a positive effect on industrial employment. Margin effects suggest a slightly higher effect of the industrial-related variety compared to others.

Further robustness tests could be conducted, in particular adding a variable relative to firms' investment and the Herfindahl index.[25] Furthermore, assessing the impact of unrelated variety on the unemployment rate would allow us to check if the expected positive relationship between these two variables holds for France over the recent period. It would also be interesting to use different measures of relatedness that are not based on NAF and APE codes. Finally, testing other variables to proxy economic performances like TFP or labour productivity may be a promising extension.

[25]However, given that the Herfindahl index is very close to our measure of diversity based on the entropy notion, including it in the regressions may be problematic for the estimation.

2.A Mapping of global and industrial unrelated varieties



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles.

Figure 2.6: Industrial (left side) and global (righ side) unrelated variety in 2016

2.B Productive sectors included in the analysis and their NAF88 code

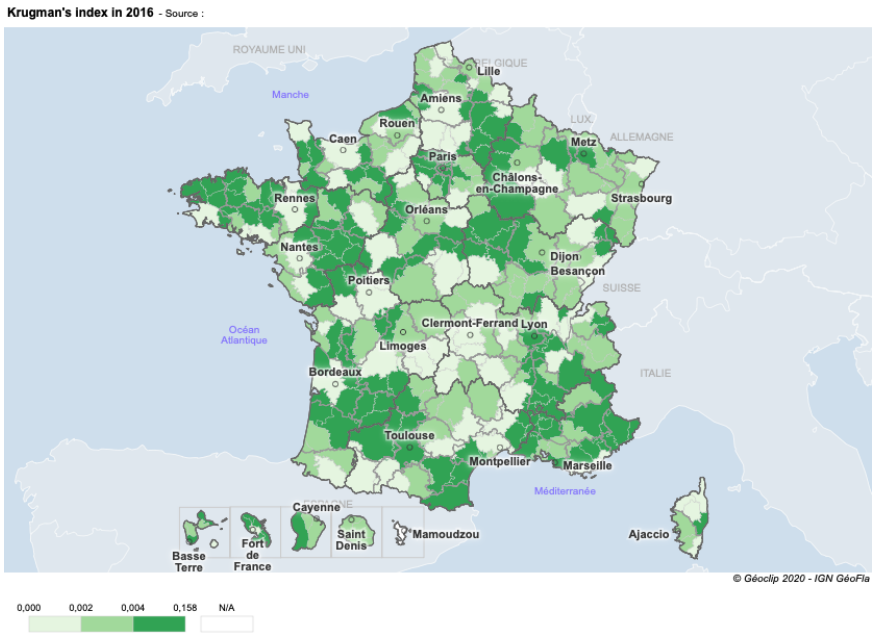
Table 2.7: Description of sectors included in the analysis

Code	Division	Name
BZ	05-09	Extractive industries
CA	10-12	Manufacture of foodstuffs, beverages and tobacco products
CB	13-15	Textile manufacturing, clothing, leather and footwear industries
CC	16-18	Woodworking, paper and printing industries
CD	19	Coal-to-coke conversion and refining
CE	20	Chemical industry
CF	21	Pharmaceutical industry
CG	22-23	Manufacture of rubber and plastic products and other non-metallic mineral products
CH	24-25	Metallurgy and manufacture of metal products, except machinery and equipment
CI	26	Manufacture of computer, electronic and optical products
CJ	27	Electrical equipment manufacturing
CK	28	Manufacture of machinery and equipment n.e.c.
CL	29-30	Manufacture of transport equipment
CM	31-33	Other manufacturing industries; repair and installation of machinery and equipment
DZ	35	Electricity, gas, steam and air conditioning production and distribution
EZ	36-39	Water production and distribution; sanitation, waste management and pollution control
JA	58-60	Publishing, audiovisual and broadcasting
JB	61	Telecoms
JC	62-63	IT activities and information services
MA	69-71	Legal, accounting, management, architecture, engineering, control and technical analysis activities
MB	72	Scientific research and development

MC	73-75	Other specialized, scientific and technical activities
NZ	77-82	Administrative and support services

Source: INSEE

2.C Krugman's index



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles.

Figure 2.7: Krugman's index (Specialisation's index) in 2016

Krugman (1992)'s global specification index aims at calculating the difference between the productive structure of the zone compared to the structure of the other zones of the territory. According to Kubrak (2013) "by not comparing the area to the whole country, we avoid biasing the measurement bias for large zones, which are always closer to the average [productive] structure". Following Kubrak (2013), we construct Krugman's index as follows:

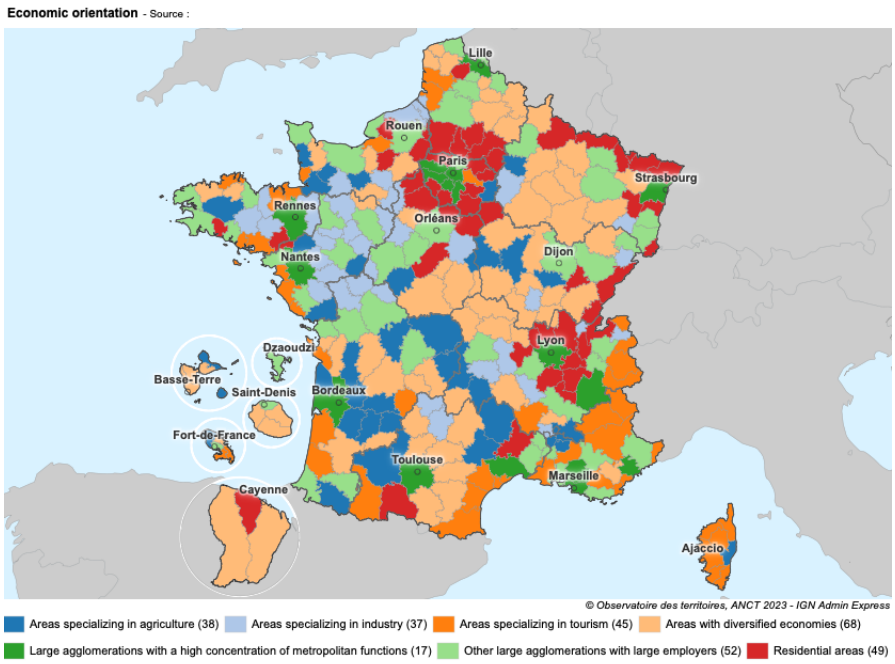
$$K_i = 1/2\Sigma_k \left| \frac{X_i^k}{X_i} - \frac{X^k - X_i^k}{X - X_i} \right| \tag{2.7}$$

where i represents the employment zone and k the sector. X_i^k denotes the number of employees in sector k in employment zone i, X^k the number of employees in sector k in

France, X^i the number of employees in employment zone i, X^k the number of employees in sector k and X the total number of employees.

The Krugman's index varies between 0 and 1. If the zone is similar for all the sectors to the rest of the territory, K equals 0, if the zone is completely specialised in a given sector that we do not find elsewhere (hence, it is perfectly specialised), K equals 1.

2.D The economic orientation of the EZ



Sources: INSEE calculation based on 2016 and 2017' population census data, 2015' Clap (*Connaissance local de l'apareil productif* data and 2019' survey of tourist accommodation use.

Figure 2.8: INSEE's classification based on the economic orientation of the EZ in 2020

2.E Data

Table 2.8: Data sources and transformation

Variable	**Construction**	**Sources**
Employment rate (total and industrial)	The employment rate of a EZ_i is the employment of the EZ_i divided by the employment of France (except Mayotte) by year.	INSEE
Unemployment rate	-	Observatoire des territoires, ANCT
Related Variety	Constructed from the number of full-time equivalent employees from the Flores data file	CASD, Flores
Unrelated Variety	Constructed from the number of full-time equivalent employees from the Flores data file	CASD, Flores
Population density	The population density is constructed as the ratio of the total population on the EZ superficy area	Progedo, Population census
Krugman index	Constructed from the number of full-time equivalent employees from the Flores data file	CASD, Flores
Share of the 25-34 with higher education qualification	21	Observatoire des territoires, ANCT
Social-professional categories		

Table 2.9: Summary statistics

	Mean	SD	Min	Max	N
Employment growth rate (2016-2021)	5.00	4.29	-9.75	18.98	287.00
Industrial employment growth rate (2016-2021)	0.01	0.03	-0.09	0.13	287.00
Krugman's index in 2016	0.01	0.02	0.00	0.16	287.00
Global related variety in 2016	1.97	0.19	1.31	2.32	287.00
Global unrelated variety in 2016	4.63	0.46	3.05	5.27	287.00
Industrial related variety in 2016	0.40	0.15	0.08	0.93	287.00
Industrial unrelated variety in 2016	1.44	0.45	0.33	2.34	287.00
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014	34.74	5.95	22.90	56.10	287.00
Population density in 2016	2.08	8.46	0.03	129.33	287.00

2.F Moran's tests

We use the statistic of Moran (1948) to test for spatial auto-correlation in our data. The statistic is the following :

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_0} \Bigg/ \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}{N} \tag{2.8}$$

with $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$, $\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_i x_i$ and w_{ij} the weight corresponding to the coefficient located on the i-th row of the j-th column of the proximity matrix, x_i is the value of the tested series for individual i, x_j is the value of the tested series for individual j, and $\bar{x}$ is the mean of x.

The null hypothesis H_0 is that of non auto-correlation and rejecting it suggests the presence of spatial auto-correlation. The test is sensitive to the weight matrix considered, hence we conduct the test using two different proximity matrices (*Wdistance* and *Wcontiguity*). The results of Moran's tests indicate for all cases a positive value of Moran's index (between 0.13 and 0.43, higher for the total employment growth) and we reject the null hypothesis of

spatial independency.



Sources: Geoda calculation based on the inverse distance between centroid of employment zones and the common frontier.

Figure 2.9: Moran's test on total employment growth rate using *Wdistance* (left side) and *Wcontiguity* (right side)



Sources: Geoda calculation based on the inverse distance between centroid of employment zones and the common frontier.

Figure 2.10: Moran's test on industrial employment growth rate using *Wdistance* (left side) and *Wcontiguity* (right side)

Table 2.10: — Results of Moran's tests and Lagrange multiplier tests

Varieties Employment	Global Total	Industrial Total	Global Industrial	Industrial Industrial
Moran's I (error)	10.255 (0.000)	9.49 (0.000)	1.87 (0.014)	2.314 (0.02)
Lagrange Multiplier (lag)	115.252 (0.000)	98.102 (0.000)	4.989 (0.025)	5.846 (0.015)
Robust LM (lag)	24.074 (0.000)	23.268 (0.000)	10.213 (0.001)	4.984 (0.025)
Lagrange Multiplier (error)	94.287 (0.000)	79.389 (0.000)	2.647 (0.103)	4.054 (0.044)
Robust LM (error)	3.108 (0.07)	4.555 (0.032)	7.87 (0.005)	3.192 (0.01)

Probabilities in parentheses
The tests are conducted on Geoda using the matrix proximity of distance between individuals.

2.G Additional Results

Total Employment

Table 2.11: Global related and unrelated varieties

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Global related variety in 2016	2.631***	2.637***	2.310***	2.306***	1.472***	1.986***	2.126***
	(0.472)	(0.473)	(0.488)	(0.485)	(0.516)	(0.511)	(0.498)
Global unrelated variety in 2016		0.045	0.076	-0.072	-0.110	-0.120	0.002
		(0.194)	(0.193)	(0.206)	(0.200)	(0.194)	(0.185)
Population density in 2016			0.364**	0.381**	0.281*	0.129	-0.125
			(0.154)	(0.154)	(0.152)	(0.148)	(0.142)
Krugman's index in 2016				-0.151**	-0.108	-0.060	-0.015
				(0.076)	(0.075)	(0.072)	(0.068)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014					2.370***	1.607**	1.708**
					(0.592)	(0.708)	(0.674)
Areas specializing in agriculture						-0.415	-0.422
						(0.517)	(0.492)
Areas specializing in industry						-0.848*	-0.848*
						(0.491)	(0.466)
Areas specializing in tourism						0.490	0.385
						(0.469)	(0.452)
Areas with diversified economies						-1.259***	-0.951**
						(0.462)	(0.442)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions						0.000	0.000
						(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers						-0.557	-0.386
						(0.411)	(0.396)
Residential areas						-0.888**	-0.994**
						(0.452)	(0.431)
Constant	-0.601	-0.825	-0.001	-0.106	-6.371***	-5.084*	-6.942***
	(1.090)	(1.451)	(1.479)	(1.470)	(2.121)	(2.738)	(2.583)
Spatial variable (Wdistance)							
Global related variety in 2016	-2.268***	-2.267***	-2.392***	-2.404***	-2.446***	-1.770***	
	(0.289)	(0.289)	(0.291)	(0.289)	(0.282)	(0.299)	
Total employment growth rate (2016-2021)	0.944***	0.943***	0.943***	0.940***	0.941***	0.928***	
	(0.040)	(0.040)	(0.041)	(0.042)	(0.042)	(0.051)	
Spatial variable (Wcontiguity)							
Global related variety in 2016							-1.013***
							(0.178)
Total employment growth rate (2016-2021)							0.552***
							(0.069)
Number of observations	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000
Log Likelihood	-526.072	-526.045	-523.288	-521.361	-513.572	-494.819	-485.512

Standard errors in parentheses. Models include robust standard errors.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 2.12: Industrial related and unrelated varieties

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Industrial related variety in 2016	-0.443	-0.450	-0.790	-0.772	-1.083*	0.286	0.329
	(0.686)	(0.700)	(0.688)	(0.685)	(0.650)	(0.771)	(0.789)
Industrial unrelated variety in 2016		-0.011	-0.015	-0.130	-0.301	-0.277	-0.248
		(0.214)	(0.209)	(0.222)	(0.212)	(0.208)	(0.202)
Population density in 2016			0.602***	0.618***	0.391***	0.231	0.073
			(0.155)	(0.154)	(0.151)	(0.150)	(0.145)
Krugman's index in 2016				-0.118	-0.073	-0.041	-0.015
				(0.079)	(0.075)	(0.073)	(0.071)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014					3.227***	2.443***	2.648***
					(0.554)	(0.704)	(0.693)
Areas specializing in agriculture						-0.480	-0.354
						(0.539)	(0.522)
Areas specializing in industry						-0.991*	-0.836*
						(0.524)	(0.505)
Areas specializing in tourism						0.544	0.711
						(0.499)	(0.482)
Areas with diversified economies						-1.084**	-0.672
						(0.478)	(0.466)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions						0.000	0.000
						(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers						-0.364	-0.019
						(0.428)	(0.417)
Residential areas						-0.831*	-0.718
						(0.470)	(0.454)
Constant	3.960***	3.976***	4.495***	4.000***	-6.889***	-4.824*	-6.775***
	(0.501)	(0.602)	(0.601)	(0.686)	(1.978)	(2.694)	(2.614)
Spatial variable (Wdistance)							
Industrial related variety in 2016	-8.961***	-8.958***	-9.571***	-9.543***	-9.431***	-7.358***	
	(1.352)	(1.354)	(1.330)	(1.325)	(1.252)	(1.281)	
Total employment growth rate (2016-2021)	0.931***	0.931***	0.930***	0.927***	0.932***	0.923***	
	(0.048)	(0.048)	(0.049)	(0.051)	(0.048)	(0.054)	
Spatial variable (Wcontiguity)							
Industrial related variety in 2016							-2.635***
							(0.689)
Total employment growth rate (2016-2021)							0.517***
							(0.067)
Number of observations	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000
Log Likelihood	-541.171	-541.169	-533.781	-532.674	-516.645	-502.699	-497.997

Standard errors in parentheses. Models include robust standard errors.
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Industrial Employment

Table 2.13: Global related and unrelated varieties

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Global related variety in 2016	0.013	0.015	0.014	0.014	0.021*	0.023**	0.016
	(0.010)	(0.010)	(0.010)	(0.010)	(0.011)	(0.011)	(0.011)
Global unrelated variety in 2016		0.011***	0.012***	0.013***	0.013***	0.013***	0.012***
		(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)
Population density in 2016			0.001	0.001	0.001	0.000	0.002
			(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
Krugman's index in 2016				0.001	0.001	0.001	0.000
				(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014					-0.019	-0.020	-0.021
					(0.012)	(0.016)	(0.015)
Areas specializing in agriculture						-0.008	-0.008
						(0.011)	(0.011)
Areas specializing in industry						-0.003	-0.003
						(0.011)	(0.011)
Areas specializing in tourism						-0.004	-0.001
						(0.010)	(0.010)
Areas with diversified economies						-0.008	-0.007
						(0.010)	(0.010)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions						0.000	0.000
						(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers						-0.009	-0.007
						(0.009)	(0.009)
Residential areas						0.007	0.009
						(0.010)	(0.010)
Constant	-0.029	-0.086***	-0.084***	-0.083***	-0.032	-0.023	-0.008
	(0.022)	(0.029)	(0.030)	(0.030)	(0.045)	(0.061)	(0.059)
Spatial variable (Wdistance)							
Global related variety in 2016	0.003	0.003	0.003	0.003	0.004	0.000	
	(0.006)	(0.006)	(0.006)	(0.006)	(0.006)	(0.007)	
Industrial employment growth rate (2016-2021)	0.853***	0.772***	0.774***	0.775***	0.789***	0.770***	
	(0.102)	(0.155)	(0.154)	(0.153)	(0.144)	(0.156)	
Spatial variable (Wcontiguity)							
Global related variety in 2016							0.005
							(0.004)
Industrial employment growth rate (2016-2021)							0.259***
							(0.095)
Number of observations	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000
Log Likelihood	590.466	594.513	594.547	594.960	596.140	600.556	602.397

Standard errors in parentheses. Models include robust standard errors.

* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

Table 2.14: Industrial related and unrelated varieties

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
Industrial related variety in 2016	0.032**	0.033**	0.033**	0.033**	0.034**	0.043***	0.036**
	(0.013)	(0.013)	(0.013)	(0.013)	(0.013)	(0.017)	(0.017)
Industrial unrelated variety in 2016		0.012***	0.012***	0.013***	0.013***	0.013***	0.013***
		(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)	(0.004)
Population density in 2016			0.001	0.001	0.002	0.001	0.001
			(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
Krugman's index in 2016				0.001	0.001	0.000	0.000
				(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Share of 25-34 year-olds with higher education qualifications 2014					-0.015	-0.014	-0.017
					(0.011)	(0.015)	(0.015)
Areas specializing in agriculture						-0.002	-0.004
						(0.012)	(0.011)
Areas specializing in industry						-0.008	-0.009
						(0.011)	(0.011)
Areas specializing in tourism						0.004	0.004
						(0.011)	(0.011)
Areas with diversified economies						-0.001	-0.002
						(0.010)	(0.010)
Large agglomerations with a high concentration of metropolitan functions						0.000	0.000
						(.)	(.)
Other large agglomerations with large employers						-0.004	-0.005
						(0.009)	(0.009)
Residential areas						0.010	0.009
						(0.010)	(0.010)
Constant	-0.005	-0.016	-0.015	-0.011	0.040	0.033	0.036
	(0.009)	(0.011)	(0.012)	(0.013)	(0.041)	(0.058)	(0.058)
Spatial variable (Wdistance)							
Industrial related variety in 2016	-0.043	-0.032	-0.033	-0.033	-0.034	-0.036	
	(0.026)	(0.026)	(0.026)	(0.026)	(0.026)	(0.027)	
Industrial employment growth rate (2016-2021)	1.920***	0.823***	0.823***	0.824***	0.832***	0.802***	
	(0.191)	(0.122)	(0.122)	(0.122)	(0.116)	(0.135)	
Spatial variable (Wcontiguity)							
Industrial related variety in 2016							-0.000
							(0.015)
Industrial employment growth rate (2016-2021)							0.291***
							(0.094)
Number of observations	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000
Log Likelihood	598.012	595.435	595.494	595.725	596.566	601.417	601.799

Standard errors in parentheses. Models include robust standard errors.

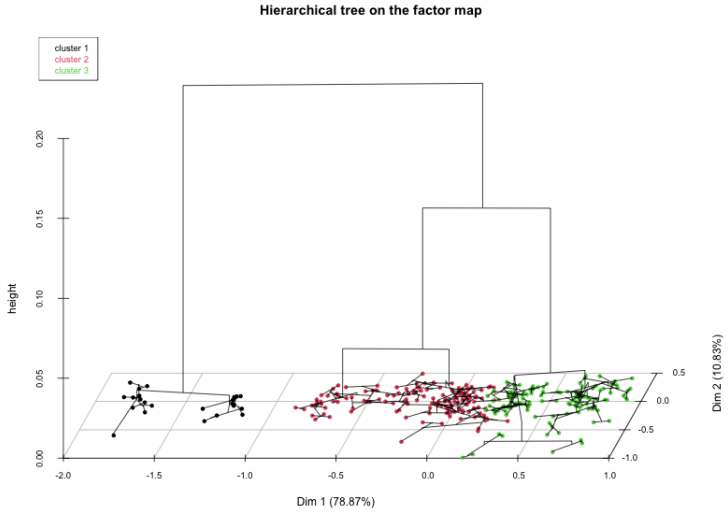
* $p < 0.10$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$

2.H Hierarchical Clustering on Principal Components (HCPC)



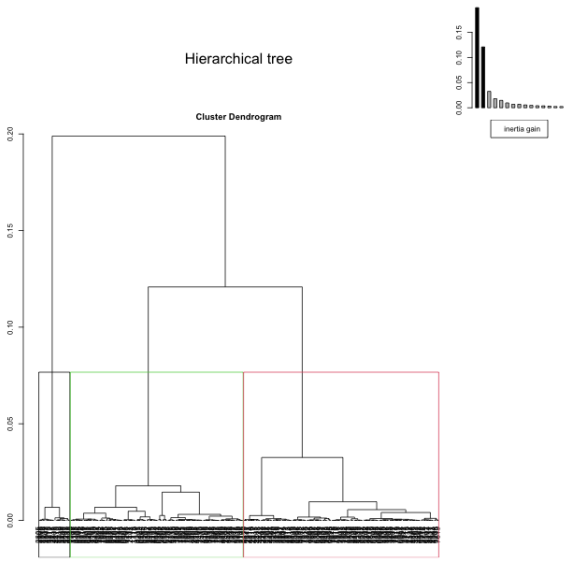
Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles, INSEE data.

Figure 2.11: Factor map of the EZ



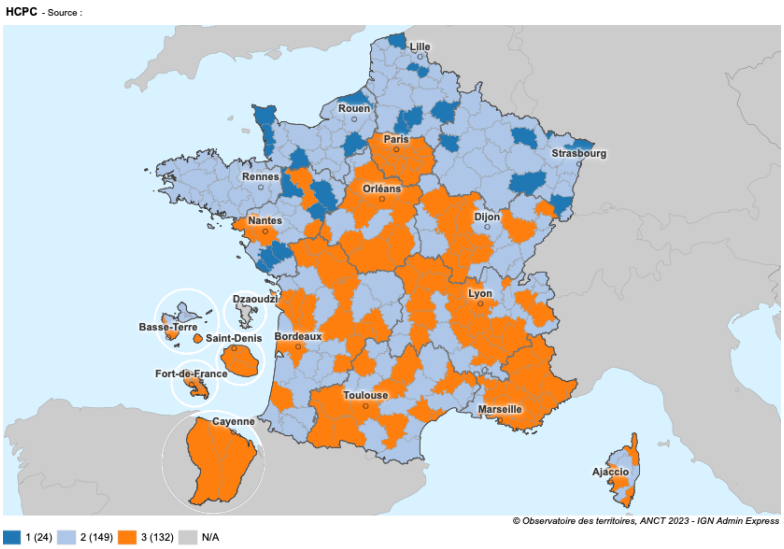
Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles, INSEE data.

Figure 2.12: Hierarchical tree factor map of the EZ



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles, INSEE data.

Figure 2.13: Hierarchical tree of the EZ



Sources: Author's calculations using the Flores Datafiles and INSEE data.

Figure 2.14: Mapping of the 3 groups coming from the HCPC

Chapter 3

Effets macro-territoriaux de la politique des pôles de compétitivité en France : une approche par *shift-share*

3.1 Introduction

Les phénomènes de concentration spatiale de l'activité économique et de spécialisation territoriale font l'objet d'une attention particulière, notamment depuis les travaux de la Nouvelle Économie Géographique (NEG). Un des principaux enseignements est que les économies d'échelle et les coûts de transaction encouragent les entreprises à se regrouper géographiquement pour profiter des externalités d'agglomération (Rosenthal & Strange, 2004; Melo *et al.*, 2009; Puga, 2010; Combes *et al.*, 2011). Ces externalités favorisent, entre autres, la diffusion des connaissances — connus sous le nom de *knowledge spillovers* (Henderson, 2007) — ainsi qu'un accès à une main-d'œuvre spécialisée et aux infrastructures publiques. Cette perspective met en évidence les disparités territoriales en termes d'inégalités, de performances et de résilience face aux chocs (Bourdin *et al.*, 2018; Capello *et al.*, 2015). Par conséquent, l'étude de la concentration spatiale s'avère essentielle pour concevoir des politiques publiques adaptées aux spécificités territoriales.

Les politiques industrielles récentes ont adopté cette approche territoriale en mobilisant les interactions entre les agents économiques, c'est-à-dire les liens préexistants entre les entreprises, les consommateurs et les pouvoirs publics. Cela a conduit à l'émergence de politiques telles que les pôles de compétitivité (PC) ou les Territoires d'industrie, dites *bottom-up* ou de *cluster*, qui se caractérisent par une mobilisation locale de l'outil de politique industrielle. Cette mobilisation favorise des projets basés sur le système productif local, en tenant compte de la manière dont ce dernier s'inscrit dans le territoire, souvent par l'intermédiaire des acteurs locaux, qui sont eux-mêmes parties prenantes. S'appuyer sur le territoire, c'est aussi tirer parti des relations de proximité qui s'y jouent. Le groupe de travail "Dynamiques et proximité" — dont les premiers travaux remontent au numéro spécial de la *Revue d'Économie Régionale et Urbaine* de 1993 — distingue deux types de proximité : la proximité physique, qui concerne la "séparation dans l'espace et les liens en termes de distance", et la proxim-

ité "organisationnelle", qui concerne "la séparation économique dans l'espace et les liens en termes d'organisation de la production" (Gilly & Torre, 2000). Au fil du temps, le concept de proximité "organisationnelle" a été affiné : Torre & Rallet (2005) différencient (i) une logique de similitude, où les individus se ressemblent, "c'est-à-dire qu'ils possèdent le même espace de référence et partagent les mêmes savoirs", et (ii) une logique d'appartenance, où la proximité entre les acteurs repose sur une appartenance "au même espace de rapport (firmes, réseaux...), c'est-à-dire entre lesquels se nouent des interactions". Pecqueur & Zimmermann (2004), quant à eux, font la distinction entre la proximité "organisationnelle", qui découle d'interactions directes entre les agents, et la proximité "institutionnelle", sans ces interactions.

Les pouvoirs publics peuvent tirer parti des effets d'agglomération en élaborant des politiques davantage centrées sur les territoires, en misant sur la proximité entre les acteurs pour encourager leur coopération autour de projets communs. Mobiliser les externalités d'agglomération devient ainsi un choix stratégique en faveur d'un modèle de type *cluster*.[1] Le concept initial de district industriel (Marshall *et al.*, 1906) désigne un système de production localisé sur un périmètre géographique restreint, regroupant des petites et moyennes entreprises dont la division du travail permet une spécialisation dans différentes phases d'un secteur industriel. Becattini (2002) a étudié le cas spécifique de l'industrie italienne, tandis que Porter *et al.* (1998) ont transformé ce concept en un instrument de politique publique, utilisable dans le cadre de politiques industrielles locales. L'histoire des districts italiens montre que l'émergence de ces entreprises en grappes peut se produire naturellement en raison de la proximité des facteurs de production et des débouchés, mais peut aussi être encouragée par une intervention politique, comme le soutien à l'éducation ou les subventions aux entreprises. On passe ainsi de la reconnaissance des avantages de la proximité géographique et organisationnelle sur un territoire à la promotion active de cette double proximité. Ces

[1] Porter (2000) définit un *cluster* comme "un groupe d'entreprises et d'institutions partageant un même domaine de compétences, proches géographiquement, reliées entre elles et complémentaires".

politiques de *clusters* assument pleinement l'objectif de favoriser l'innovation et le développement économique territorial grâce aux externalités d'agglomération. En France, l'initiative la plus proche de ce concept est la politique des pôles de compétitivité (PPC), mise en place à partir de 2004. L'objectif des PPC est de rassembler des acteurs industriels, politiques et de la formation géographiquement proches autour de problématiques communes afin de favoriser l'innovation. Une fois le label de pôle attribué, les acteurs peuvent bénéficier d'un soutien financier, en partie assuré par les pouvoirs publics. L'enjeu est donc de renforcer la compétitivité des entreprises et des territoires auxquels elles appartiennent en favorisant l'innovation et la diffusion des connaissances.

Cependant, en tant que politique industrielle de soutien à l'innovation et à l'emploi, la PPC peut également être considérée comme une politique territoriale en raison de son impact sur l'emploi local. Autrement dit, soutenir l'industrie dans certains territoires revient à encourager le développement local et inversement. Ainsi, la politique industrielle et la politique territoriale sont liées. L'évaluation de la PPC doit donc porter à la fois sur sa capacité à soutenir le développement des entreprises industrielles et sur son aptitude à atteindre des objectifs territoriaux. Depuis 2019, la gestion de la politique des pôles de compétitivité a été transférée aux régions, intégrant ainsi les politiques régionales. Ce transfert de compétences s'inscrit dans une volonté de décentralisation, notamment avec la loi du 7 août 2015 portant nouvelle organisation territoriale de la République (NOTRe), qui confie aux régions un rôle central en matière de développement économique.

Dans un rapport de 2018 du Commissariat général à l'Égalité des territoires, publié à la suite de la Conférence nationale des territoires de décembre 2017[2], les rapporteurs rappellent que la transformation de la base compétitive, notamment due à l'affaiblissement industriel, a eu des conséquences sur les territoires anciennement industrialisés, comme les régions Grand Est et Hauts-de-France. Bien que certaines recommandations relèvent de poli-

[2]Rapport sur la cohésion des territoires de juillet 2018.

tiques d'aménagement du territoire, comme le soutien à la solidarité entre les territoires ou l'amélioration de la qualité de vie, le rapport souligne également des facteurs de cohésion qui pourraient faire appel aux politiques industrielles. Ainsi, l' "empowerment des territoires" évoqué dans le rapport repose sur la mobilisation des acteurs publics et privés, en particulier dans "les territoires industriels où existent des savoir-faire et une culture partagée". Il est donc important d'évaluer les impacts macro-territoriaux des politiques industrielles, dont les évaluations se concentrent souvent sur les effets microéconomiques au niveau des entreprises. Cette évaluation soulève en quelque sorte la question suivante : la PPC, en tant que politique industrielle, est-elle aussi une bonne politique territoriale ? Ce chapitre vise à répondre à cette question en s'intéressant aux liens entre la PPC et la dynamique du développement économique local des territoires français sur la période 2006-2022.

La PPC vise à soutenir l'innovation en favorisant "le développement de projets collaboratifs de recherche et de développement". Cette politique a été évaluée à plusieurs étapes de son implantation (Bellégo, 2014; Ben Hassine & Mathieu, 2017; Autant-Bernard, 2018), mettant en évidence des effets d'entraînement sur l'investissement privé à partir de 2009, ainsi que sur le chiffre d'affaires des entreprises. Bien que la majeure partie de l'attention ait été portée sur la trajectoire des entreprises appartenant à un pôle et leurs indicateurs de performance (chiffre d'affaires, dépenses en R&D, etc.), les effets macro-territoriaux de la politique ont été moins explorés. À notre connaissance, seul Autant-Bernard (2018) évoque des effets macroéconomiques et territoriaux hétérogènes. Nous proposons ici d'examiner le potentiel effet de la PPC sur les performances économiques locales depuis sa mise en œuvre. Nous analysons en particulier l'impact de la présence des pôles de compétitivité sur les performances économiques locales en termes d'emploi dans les zones d'emploi (ZE) métropolitaines entre 2006 et 2022. Pour ce faire, nous estimons, à l'aide de la méthode *shift-share*, l'effet local des zones d'emploi, ce qui nous permet d'isoler les spécificités territoriales de la dynamique de l'emploi. Ensuite, nous estimons, à l'aide d'un modèle économétrique, l'impact

des pôles de compétitivité sur cet effet géographique.

La suite de ce chapitre est organisée comme suit. La Section 3.2 présente la politique des pôles de compétitivité et propose une revue de littérature son évaluation. La méthodologie et les données sont présentées dans la Section 3.3. Les résultats sont exposés dans les Sections 3.4 et 3.5. Enfin la Section 3.6 conclut le chapitre.

3.2 La politique des pôles de compétitivité et son évaluation

Selon la définition du ministère de l'Économie, des Finances et de la Souveraineté industrielle et numérique[3], un pôle de compétitivité rassemble, sur "un territoire bien identifié et sur une thématique ciblée, des entreprises, petites et grandes, des laboratoires de recherche et des établissements de formation".[4] La PPC prévoyait une allocation de 1,5 milliard d'euros par an sur la période 2005-2008 pour des aides publiques conditionnées par l'existence d'un regroupement de plusieurs entreprises localisées sur un même territoire. Entre 2009 et 2021, ce sont à nouveau 1,5 milliard d'euros qui ont été alloués à la PPC. L'objectif affiché était de développer les relations entre acteurs privés et publics et ainsi renforcer les synergies entre les entreprises, les unités de recherche et les établissements de formation. Dans leur rapport "L'évaluation des pôles de compétitivité 2005-2008", les cabinets de conseil CM International et BCG présentent cette initiative comme une politique "conçue essentiellement dans une logique de soutien à la R&D". La PPC s'articule autour des proximités cognitive et géographique en cherchant à favoriser l'innovation par la communication et la collaboration tacites entre les individus. Les échanges entre les parties prenantes sont facilités par la

[3] Voir le site du ministère sur la présentation des pôles et l'annuaire pour plus de précisions.

[4] À noter que la notion de pôle de compétitivité fait écho à celle de Système Productif Local (SPL), une autre politique de *cluster* mise en place en 1999 et 2000 reposant sur le même principe de regroupement d'entreprises. 96 SPL étaient identifiés à l'époque et recevront 40 000 euros, ce qui a fait l'objet de critiques (Mayneris 1, 2011).

proximité géographique (Torre, 2009).

Là où les districts industriels marshalliens et italiens reposent sur un rassemblement spontané d'entreprises sur un territoire, les pôles de compétitivité découlent d'une volonté publique de rapprocher les acteurs les uns des autres. C'est en ce sens que leur évaluation est pertinente, car elle cherche à déterminer si l'action publique est efficace et permet de reproduire les effets des districts naturels. Une autre différence entre les districts industriels et les pôles de compétitivité réside dans la composition des *clusters*. Dans le cas des districts marshalliens, il s'agit d'un rassemblement de petites entreprises, alors que les pôles de compétitivité, bien qu'ils attirent des petites et moyennes entreprises (PME)[5], sont majoritairement pilotés par de grandes entreprises (GE)[6].

La candidature pour la labellisation se déroulait de la manière suivante : les entreprises répondaient à l'appel à projets transmis à un groupe de travail interministériel rassemblant les trois ministères concernés, à savoir le ministère de l'Enseignement supérieur et de la Recherche, le ministère de la Défense, le ministère de l'Industrie, le ministère de l'Agriculture, ainsi que la DATAR (Délégation interministérielle à l'Aménagement du territoire et à l'Attractivité régionale).[7] La politique s'est articulée autour de plusieurs phases distinctes. La Phase I a conduit aux premières labellisations de 71 pôles entre 2005 et 2008. La Phase II (2009-2012) a renforcé l'animation et le pilotage stratégique des pôles, tandis que la Phase III (2013-2018) s'est chargée d'accompagner des projets innovants jusqu'à leur mise sur le marché. La Phase IV, qui s'est achevée en 2022, avait pour objectif de faire rayonner les pôles au niveau européen. Au fil des phases, le nombre de pôles de compétitivité labellisés a diminué, en partie en raison de fusions de pôles pour en former de plus grands, mais aussi du fait de dé-labellisations, comme ce fut le cas pour les pôles Innoviandes et Génie Civil en 2008 (voir les Figures 3.A.1 et 3.A.2 de l'Annexe 3.A). La Phase V a débuté en 2023 et a

[5]Ce sont des entreprises dont les effectifs sont compris entre 20 et 249 salariés.
[6]Ce sont des entreprises dont les effectifs sont supérieurs à 5000 salariés.
[7]Ancienne ANCT (Agence nationale de la cohésion des territoires)

conduit à la labellisation de 55 pôles. Cependant, la disponibilité des données nous contraint à ne pas prendre en compte cette dernière phase dans l'analyse[8].

Bien que la répartition des pôles sur le territoire métropolitain soit assez homogène, elle reflète l'histoire industrielle française. Ainsi, nous retrouvons des pôles dans le Nord de la France, en Bretagne, mais aussi dans la vallée du Rhône, où étaient implantés respectivement les ateliers d'entreprises automobiles, l'industrie minière et celle du textile. Cet héritage se traduit par la labellisation lors de la Phase I du pôle UP-TEX à Lille, ainsi que celle du pôle de compétitivité du transport décarbonné i-TRANS à Valenciennes. En Bretagne, on retrouve le pôle Valorial (Alimentation de demain), qui accompagne l'innovation agro-alimentaire, tandis que dans la vallée du Rhône, il existe des pôles de compétitivité santé comme Lyonbiopôle ou Axelera, centrés sur l'industrie chimique. Enfin, le pôle Pegase, labellisé en 2004 et fusionné en 2019 avec Solution Communicantes Sécurisées sous le nom de SAFE Cluster, est le pôle de la filière aérospatiale localisé à Marseille puis à Aix-en-Provence. À noter que certaines thématiques dépassent les frontières géographiques et les problématiques locales, comme c'est le cas des pôles Mer Bretagne Atlantique et Mer Méditerranée.

La PPC a fait l'objet de plusieurs évaluations depuis sa mise en place en 2004. Bellégo (2014) analysent l'impact de la participation des PME et des Établissements de Taille Intermédiaire (ETI) à un pôle de compétitivité à la fin de la première phase de la politique. En 2009, les auteurs soulignent que les dépenses en R&D réalisées par ces entreprises correspondent aux montants alloués par les pouvoirs publics. Ces investissements publics correspondent à ceux alloués par le Fonds Unique Interministériel (FUI) et les fonds pilotés par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR), même si cette dernière n'avait pas vocation à financer uniquement les pôles. Ainsi, le FUI et l'ANR sont les deux premiers contributeurs des intentions de financement des projets collaboratifs, représentant respectivement à eux deux 58,4 et 55,8 % et 2006 et 2009 selon les données de la DGCIS. Bellégo (2014) soulignent que les

[8]Une extension de ce chapitre pourra intégrer cette phase lorsque les données le permettront.

effets de la politique des pôles de compétitivité sont aussi dus à l'évolution du Crédit Impôt Recherche (CIR) mis en place en 2005 et dont les montants accordés ont augmenté au fil des années, passant notamment de 1 à 5 milliards entre 2005 et 2009. Cela représente un double effet pour les entreprises qui pouvaient compter sur ces deux outils pour lancer des projets innovants. À la fin de la première phase, l'étude ne conclut ni à un effet d'entraînement ni à un effet d'aubaine sur l'investissement privé. En revanche, les auteurs montrent que l'emploi en R&D dans les entreprises participant à un pôle a augmenté davantage que celui des autres entreprises, sans pour autant que le chiffre d'affaires ne soit positivement affecté.

Ben Hassine & Mathieu (2017) identifient un effet de levier sur les dépenses en R&D privées des entreprises à partir de 2009 uniquement. Ils concluent que lorsqu'une "entreprise reçoit en moyenne 160 000 euros d'aides publiques supplémentaires pour l'année 2012, elle accroît ses dépenses de recherche de 500 000 euros la même année, dont 300 000 sont autofinancés". Cet effet s'observe principalement pour les PME, alors que les ETI et les GE ont plutôt bénéficié d'un effet d'aubaine : aucune augmentation de l'autofinancement et un recours accru au CIR sur la période. Les auteurs s'intéressent aussi à l'effet de l'appartenance à un pôle sur les dépenses en R&D et soulignent que les PME concernées ont un niveau de R&D supérieur en comparaison aux entreprises n'appartenant pas à un pôle.

Une autre évaluation de la politique des pôles de compétitivité a été menée par France Stratégie et Eurolio en novembre 2018[9] sur la période 2004-2013. Elle souligne des effets hétérogènes microéconomiques, macro-territoriaux de cette politique. Les PME semblent être les principaux bénéficiaires de cette réforme grâce à un effet de levier sur les dépenses en R&D et une stimulation de l'emploi, en particulier pour les professions cadres et intermédiaires. Les effets positifs pour les ETI et les GE passent davantage par une augmentation des exportations, en particulier dans les pôles de compétitivité à résonance européenne. Quant

[9]Voir Autant-Bernard (2018) et l'Avis sur la politique des pôles de compétitivité de février 2017 de France Stratégie présidé par Michel Yahiel et rapporté par Mohamed Harfi et Rémi Lallement.

aux effets macro-territoriaux de la politique, l'étude conclut à un impact positif sur la dynamique de la R&D dans le territoire où sont présentes des entreprises adhérentes à un pôle.

Les différentes évaluations des pôles de compétitivité se sont principalement concentrées sur les effets d'entraînement de l'aide publique sur les dépenses en R&D, sur l'emploi au sein des entreprises adhérentes, ainsi que sur le nombre de projets innovants mis en place. Cependant, les effets macro-territoriaux n'ont pas été systématiquement étudiés sur une longue période. De plus, la question de l'effet local sur le territoire n'a pas été abordée de manière exhaustive. Or, la PPC s'inscrit dans un cadre de territorialisation de l'industrie et met en avant les effets de la réindustrialisation sur l'emploi local. Par ailleurs, l'approche microéconomique, axée sur l'évaluation au niveau des entreprises, présente certaines limites telles que le manque d'accès aux données et la difficulté à trouver un bon contrefactuel entre les entreprises. Comme le soulignent Ben Hassine & Mathieu (2017), "très peu d'entreprises dont les dépenses de R&D excèdent les 16 millions d'euros sont restées hors des pôles, il est donc difficile de trouver un contrefactuel pour ces entreprises".

Dans ce chapitre, nous examinons l'effet de la présence de pôles de compétitivité sur la dynamique locale de l'emploi au sein du territoire. Cette étude s'inscrit dans la lignée des précédents travaux mentionnés, visant à évaluer la PPC sur une période plus étendue (2006-2022). Cependant, contrairement à Ben Hassine & Mathieu (2017) et Autant-Bernard (2018), notre analyse se focalise sur l'effet local des performances économiques des zones d'emploi accueillant des pôles de compétitivité. Maskell & Malmberg (1999) rappelle que la notion de "capacités locales" combinent infrastructure régional, environnement de travail, ressources naturelles, dotation institutionnelle, connaissances et des compétences des individus. La PPC se veut motrice d'un espace rassemblant une partie de ce qui constitue les capacités locales d'un territoire c'est pourquoi l'évaluation de son impact sur les performances locales nous paraît plus pertinente que son estimation sur les performances moyennes nationales. De plus, là où Autant-Bernard (2018) examine l'impact de la politique sur les dépenses en R&D

du département, nous nous concentrons sur l'emploi et son taux de croissance, ce qui nous permet d'évaluer si les dépenses induites ont eu un effet sur l'emploi. Pour cela, nous nous appuyons sur la méthode *shift-share* (Artige & Van Neuss, 2014; Ruault & Schaeffer, 2020) et estimons un modèle d'économétrie spatiale en incluant une variable catégorielle relative aux pôles de compétitivité.

3.3 Méthodologie et données

3.3.1 Estimer des effets locaux par la méthode *shift-share*

La méthode *shift-share* (ou méthode structurelle-résiduelle) permet de décomposer l'écart de croissance entre un territoire donné et un territoire de référence. En économie, elle a été utilisée pour expliquer la création des entreprises (Levratto *et al.*, 2013), l'emploi industriel (Carré *et al.*, 2019) ou encore les disparités de productivité des régions européennes (Le Gallo & Kamarianakis, 2011). Cette méthode vise à distinguer l'impact de l'effet de la composition sectorielle d'un territoire de celui d'une dynamique strictement locale dans les performances économiques d'un territoire. Si le premier effet est positif et prend le pas sur le second, alors un territoire est plus performant que ce qu'il devrait être en raison d'une meilleure spécialisation sectorielle. En revanche, si le deuxième effet est positif et domine, alors les performances régionales découlent davantage de phénomènes propres au territoire. Autrement dit, la situation du territoire serait "dominée par des avantages comparatifs naturels, ou institutionnels et culturels" (Carré & Levratto, 2011).

Cette méthode a fait l'objet de plusieurs critiques auxquelles la littérature a tenté de répondre au fil du temps (Dunn Jr, 1960; Esteban-Marquillas, 1972; Artige & Van Neuss, 2014; Ruault & Schaeffer, 2020). La principale réserve concernant cette méthode est qu'elle présente certaines limites en tant que cadre d'analyse pour les politiques régionales, notam-

ment en raison d'un manque de fondement théorique clair, en particulier sur l'association des forces économiques à chaque terme de la décomposition (Brown, 1969; Buck, 1970)[10]. Bien que l'analyse *shift-share* se limite à décomposer les variations de l'emploi en différentes composantes explicatives sans en identifier les causes, elle reste un outil précieux pour décrire les conditions dans lesquelles la croissance de l'emploi régional se manifeste (Ray & Harvey, 1995). De plus, ce chapitre n'a pas pour objectif de formuler des recommandations en matière de politique économique concernant la spécialisation des territoires mais de mettre en évidence des relations entre la présence de structures productives particulières et de la dynamique d'emploi.

En nous basant sur Ruault & Schaeffer (2020), nous construisons une *Scalable shift-share analysis* (SSSA) plutôt qu'un traditionnel *shift-share*. Leur méthode présente l'avantage d'estimer les différentes composantes du *shift-share* comme une observation propre à la région, indépendamment d'un référentiel national. Cette approche n'empêche en rien une comparaison entre régions, mais l'effet structurel calculé est propre à la répartition sectorielle de chaque territoire.

L'écart entre les taux de croissance de l'emploi entre les territoires est donné par :

$$\begin{aligned} g^j_{t+1} - g^k_{t+1} \quad = \quad & \left[\sum_{i \in S^j} \left(\omega^j_{i,t} - \frac{1}{|S^j|}\right) g^j_{i,t+1} - \sum_{i \in S^k} \left(\omega^k_{i,t} - \frac{1}{|S^k|}\right) g^k_{i,t+1}\right] \\ & + \left[\sum_{i \in S^j} g^j_{i,t+1} \frac{1}{|S^j|} - \sum_{i \in S^k} g^k_{i,t+1} \frac{1}{|S^k|}\right], \end{aligned} \tag{3.1}$$

avec g^j_{t+1} le taux de croissance de l'emploi entre t et $t+1$ dans le territoire j, g^k_{t+1} le taux de croissance de l'emploi entre t et $t+1$ dans le territoire k, $\omega^j_{i,t}$ la part d'emploi du secteur i dans l'emploi total du territoire j en t, $\omega^k_{i,t}$ la part d'emploi du secteur i dans l'emploi total

[10] Graham Shaw & Spence (1998) produisent un cadre théorique découlant d'un programme de maximisation d'une firme en modifiant la demande pour le travail.

du territoire k en t, $|S^j|$ le nombre de secteurs dans la base compétitive du territoire j, $|S^k|$ le nombre de secteurs dans la base compétitive du territoire k, $g^j_{i,t+1}$ le taux de croissance de l'emploi du secteur i entre t et $t+1$ dans le territoire j et $g^k_{i,t+1}$ le taux de croissance de l'emploi du secteur i entre t et $t+1$ dans le territoire k.

L'emploi local (g^j_{t+1}) dépend de la tendance nationale (g^k_{t+1}), d'un effet structurel qui fait appel à la spécialisation du territoire et d'un effet compétitif qui correspond à la somme des taux de croissance moyens des secteurs existants dans le territoire j lorsque la structure est considérée comme uniforme. L'effet structurel dans ce cas là nous permet d'observer les écarts de poids reflétant la répartition sectorielle du territoire j par rapport à une situation d'équipartition de ces même secteurs sur le territoire j. Un effet structurel avantageux peut donc correspondre à une situation ou les secteurs les plus dynamiques sont ceux qui pèsent le plus dans la spécialisation du territoire. Cette décomposition permet de prendre en compte le fait qu'un territoire peut bénéficier d'une dynamique locale avantageuse dans un secteur non considéré comme compétitif, en tenant compte du fait que les deux territoires ne présentent pas le même nombre de secteurs. Ici, la comparaison ne se fait pas par rapport à une valeur théorique qui correspondrait à un territoire de référence. Ruault & Schaeffer (2020) interprètent donc l'effet structurel comme un effet géographique à part entière.

L'effet compétitif permet d'isoler la composante relative aux spécificités du territoire d'un premier effet structural lié à la composition sectorielle du territoire en début de période. Il renseigne sur la composition de la sur (sous)performance du territoire j.

Dans la construction du SSSA de Ruault & Schaeffer (2020), les valeurs du territoire k n'apparaissent pas dans la construction des composantes théoriques de la croissance du territoire j. En revanche, ces effets sont comparés dans un second temps (deuxième partie de chaque composantes) aux effets estimés pour le territoire national. En effet, nous cherchons à comparer les territoires à une référence commune et la moyenne national, malgré le fait

qu'il peut cacher des disparités, renseigne sur la situation actuelle du pays[11].

Finalement, l'Équation (3.1) décompose les performances locales entre un effet structurel et un effet compétitif qui peuvent tous les deux, de par leurs constructions, s'interpréter comme des effets géographiques. L'un se fondant sur la spécialisation du territoire j, l'autre sur ses dynamiques sectorielles intrinsèques.

Bien que nous ayons conscience des limites intrinsèques de la méthode, elle nous paraît pertinente dans l'analyse de la structure des écarts de croissance entre les territoires métropolitains français. Nous nous intéressons en particulier à l'interaction entre les effets de composition et la présence de pôles de compétitivité sur la période 2006-2022. Nous reprenons la lecture de Levratto *et al.* (2013) de l'effet géographique qui englobe "l'ensemble des singularités géographiques associées à un territoire". Nous cherchons ainsi à savoir si les pôles ont pu avoir un effet sur cet effet local par la dynamisation des relations entre les acteurs locaux. Pour plusieurs auteurs, l'effet géographique traduit dans une certaine mesure la capacité locale de coopération entre les acteurs (Beugelsdijk & Van Schaik, 2005; Capello & Faggian, 2005). Cette capacité est justement un outil que les pôles de compétitivité ont voulu mobiliser et stimuler. Nous cherchons dont à savoir si la PPC a pu influencer la spécialisation ou la dynamique sectorielle des territoires.

3.3.2 Les données

Nous utilisons les données de l'Urssaf relatives au nombre d'établissements et à l'effectif salarié du secteur privé de la base compétitive française[12], disponibles pour les années 2006 à 2022. Ce choix est motivé en premier lieu par l'accès à des données sur toute la période de la PPC et a fait l'objet d'une harmonisation méthodologique, tels que la révision des codes NAF

[11] À noter que nous n'émettons pas d'avis positif sur la situation du territoire national. Autrement dit, nous ne considérons pas que le territoire national soit dans une situation d'équilibre à long terme.

[12] Voir les Tableaux 3.B.1 et 3.A.2 de l'Annexe 3.B pour le détail des secteurs inclus dans la base compétitive.

et les ré-estimations des périmètres des zones d'emploi. Les données sont exprimées en zones d'emploi 2020 afin de représenter le plus fidèlement possible les relations socio-économiques actuelles.

Le critère géographique sur lequel reposent les pôles de compétitivité est crucial, car il est fondé sur l'idée que la proximité géographique favorise la coopération entre les individus et que le regroupement, tant géographique que cognitif, d'acteurs autour d'un projet commun renforce effectivement leurs interactions. Cependant, au fil du temps, le périmètre des pôles de compétitivité s'est élargi; certains pôles, comme le pôle Mer, regroupant désormais des acteurs de différentes régions. C'est particulièrement le cas pour les pôles à vocation mondiale. Renou (2016) met d'ailleurs en évidence un changement de cadre dans la conception des pôles qui passe d'une conception "localiste et unitaire" à une conception en réseau. Le lien géographique entre les entreprises se réduit, tandis que de nouvelles connexions se forment entre des membres situés dans d'autres régions, et les ressources extérieures au pôle sont de plus en plus sollicitées.

En raison de la non-disponibilité des données relatives aux entreprises qui appartiennent aux pôles de compétitivité, la construction de la variable "présence de pôles de compétitivité" sur le territoire considéré est limitée. En utilisant les données fournies par l'ANCT sur la commune de rattachement des pôles, nous considérons que ces pôles se situent géographiquement dans la zone d'emploi correspondant à la commune. Nous sommes conscients que cette méthode d'appariement présente des limites, notamment parce que certains établissements rattachés à un pôle peuvent se trouver dans une zone d'emploi différente. Afin de limiter cet écueil, nous élargissons le périmètre géographique initial auquel est rattaché un pôle de compétitivité aux zones d'emploi voisines. Pour ce faire, deux méthodes sont explorées : la première consiste à accorder le même traitement dans la variable "présence de pôles" aux voisins d'une zone d'emploi accueillant un pôle ; la seconde inclut une dépendance spatiale exogène sur la variable explicative "présence de pôles". Cependant, la première solution con-

duit à un nombre trop élevé de zones d'emploi (plus de la moitié) accueillant un pôle, ce qui complique l'isolement de l'effet unique d'un pôle. Nous choisissons donc d'ajouter en variable de contrôle une dépendance spatiale exogène ce qui conduit à prendre en compte pour un territoire i l'impact de la présence d'un pôle dans les ZE voisines sur l'écart de croissance d'emploi du territoire i.

La période analysée (2006-2022) a été marquée par la crise économique de 2008 et la crise sanitaire de 2020. Il convient donc d'interpréter les résultats, en particulier ceux de la Phase II allant de 2009 à 2012, avec précaution. Toutefois, pour la crise de la Covid-19, il n'y a eu qu'une année de perturbation majeure, et les politiques de soutien à l'emploi, comme le chômage partiel, ont permis de maintenir les niveaux d'emploi durant cette période. Ainsi, l'impact sur l'emploi a été relativement contenu.

La notion de territoire ne se cantonne pas à une définition administrative, définie par des frontières administratives. Elle se base au contraire sur la zone géographique sur laquelle des liens entre les parties prenantes (entreprises, travailleurs, consommateurs, acteurs publics) vont se créer et évoluer (Sack, 1986). Ici, ce sont davantage les périmètres des relations et de l'organisation des projets entre les individus que nous cherchons à délimiter. Le territoire considéré est donc la zone d'emploi, qui correspond à "un espace géographique à l'intérieur duquel la plupart des actifs résident et travaillent" selon l'INSEE[13]. L'étude couvre les 287 zones d'emploi de la France métropolitaine parmi les 306 construites par l'INSEE[14].

[13]Pour plus de détails sur la façon dont les zones d'emplois françaises sont constituées par l'INSEE (version 2020), consulter la note de l'INSEE sur la méthode de constitution des zones d'emplois 2020.

[14]La zone d'emploi de Mayotte étant indisponible dans le fichier initial des données de l'Urssaf, ce territoire est exclu. L'élaboration de la matrice de proximité nous oblige à exclure les départements d'outre-mer (Guadeloupe, Guyane, Martinique et La Réunion).

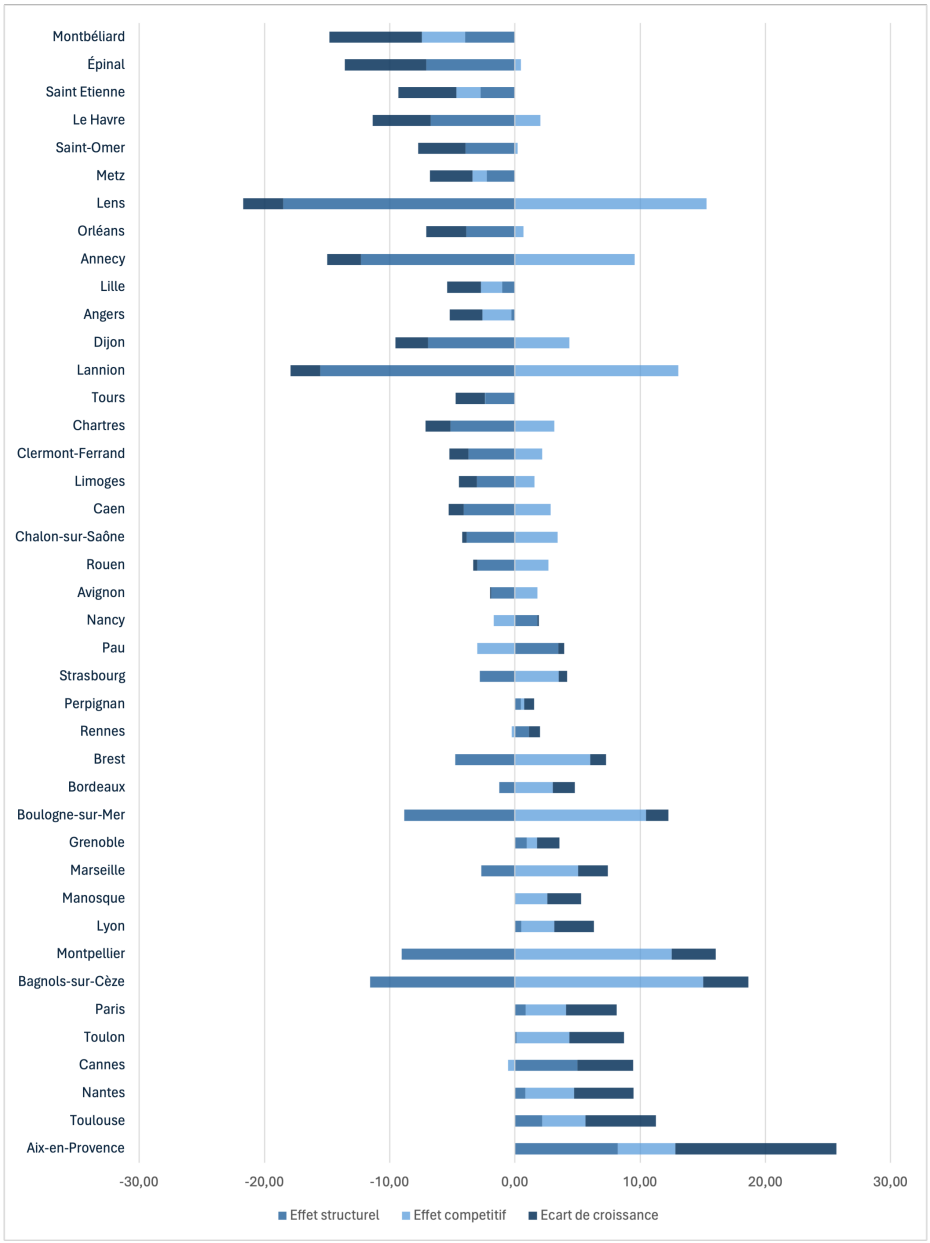
3.4 Des pôles de compétitivité dans des territoires plus dynamiques : résultats de l'analyse du *shift-share*

3.4.1 L'écart de croissance se réduit dans les ZE accueillant un pôle de compétitivité ...

Les Figures 3.1, 3.2, 3.C.1 et 3.C.2 de l'Annexe 3.C présentent la décomposition des écarts de croissance pour les zones d'emploi avec des pôles par phases, réalisée à l'aide de la méthode *shift-share*. La Figure 3.C.3 de l'Annexe 3.C donne les résultats pour les 10 zones les plus (moins) performantes. L'écart de taux de croissance de l'emploi correspond au membre de gauche de l'Équation (3.1), l'effet structurel au premier terme du membre de droite, l'effet compétitif au second terme. Pour le cas de la ZE de Toulouse, la Figure 3.1 s'interprète de la manière suivante : un écart de croissance de 5,63 signifie que le taux de croissance de l'emploi de cette ZE est 5,63 points supérieur à celui de la moyenne nationale. Sur ces 5,63 points, 3,43 points de croissance sont attribués à l'effet compétitif et l'effet structurel explique les 2,20 points restants.

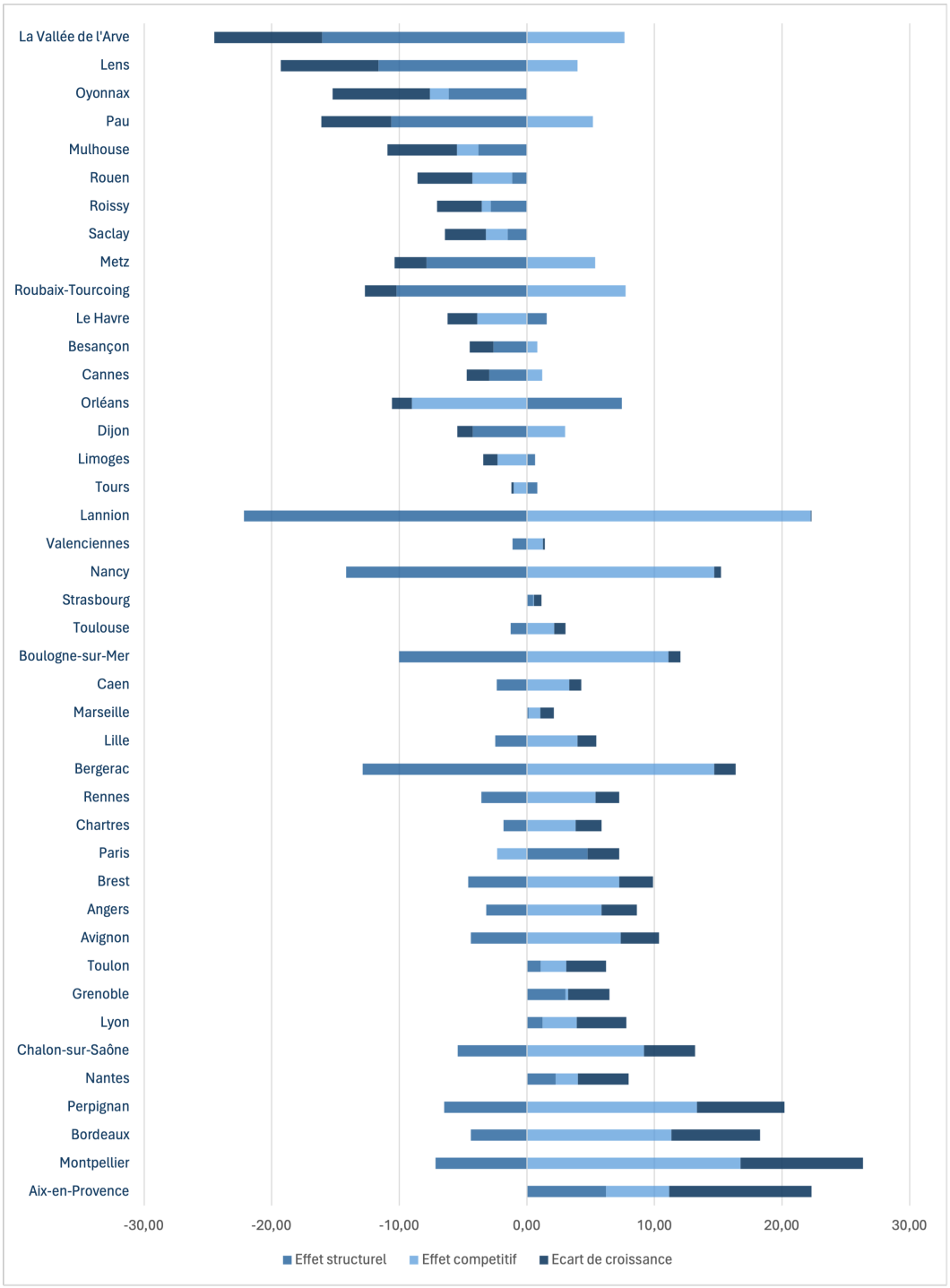
Les grandes agglomérations abritant des pôles affichent également des performances supérieures à la moyenne. Parmi elles, nous retrouvons les ZE d'Aix-en-Provence, Montpellier, Nantes, et Lyon, dont le taux de croissance de l'emploi est respectivement supérieur de 11,16, 9,59, 3,99 et 3,90 points de pourcentage à la moyenne nationale. La présence de pôles de compétitivité ne semble pas modifier la répartition des performances économiques en faveur des grandes agglomérations françaises. Ce sont des territoires qui performent mieux que le territoire de référence, principalement grâce à leur effet compétitif. Les secteurs présents sur ces territoires ont bénéficié d'une croissance plus forte que celle du territoire de référence. L'accroissement de la contribution de l'effet compétitif, c'est à dire cette surperformance de l'emploi dans les secteurs locaux, est en accord avec les conclusions de Levratto

et al. (2013), qui mettent en évidence une réduction de l'effet structurel au bénéfice de l'effet local.



Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.
Note : Pour des raisons de lisibilité des graphiques, les zones d'emplois de Valenciennes et de Besançon n'apparaissent pas sur le graphique en raison de leur niveau d'effets structurel et compétitif très élevé correspondant à des variations d'emplois très importantes sur la période.

Figure 3.1: Résultats de l'analyse *shift-share* pour les zones d'emploi qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase I (2006-2008)



Sources : Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.
Note : Pour des raisons de lisibilité des graphiques, la zone d'emploi de Laon n'apparaît pas sur le graphique en raison de son niveau d'effets structurel et compétitif très élevé, correspondant à des variations d'emplois très importantes sur la période.

Figure 3.2: Résultats de l'analyse *shift-share* pour les zones d'emploi qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase IV (2019-2022)

Parmi les ZE avec pôles les plus performantes, une large partie d'entre elles se situe dans le Sud et le Sud-Ouest. C'est le cas de Cannes, Toulon, Aix-en-Provence, Perpignan, Marseille et Manosque, pour lesquelles l'écart de croissance est non seulement positif mais élevé. Leurs zones voisines sont également caractérisées par des écarts positifs et élevés, en particulier sur la dernière phase de la PPC. Ces observations, issues des cartes de la Figure 3.C.4 de l'Annexe 3.C sont confirmées par les indices de LISA (*Local Indicator of Spatial Association*) introduits par Anselin (1995) – voir Figures 3.E.1 de l'Annexe 3.E. L'indicateur local LISA nous permet de classer les territoires selon 4 dynamiques spatiales de la variable considérée, dans notre cas l'écart de croissance par rapport au territoire de référence. HH (LL) correspond à des ZE avec des écarts élevés (faibles) par rapport à la moyenne, entourées de ZE avec des écarts élevés (faibles), tandis que HL (LH) regroupe les ZE avec un écart élevé (faible) dont les voisins sont caractérisés par des écarts faibles (élevés). Notons que l'évolution des indicateurs LISA entre la première et la dernière phase souligne des modifications dans les dynamiques spatiales des écarts de croissance. Au fil du temps, les clusters HH et LL semblent englober davantage de territoires, en particulier dans le Dud de la France, où le nombre de zones HH a augmenté et s'est étendu vers le Sud-Ouest.

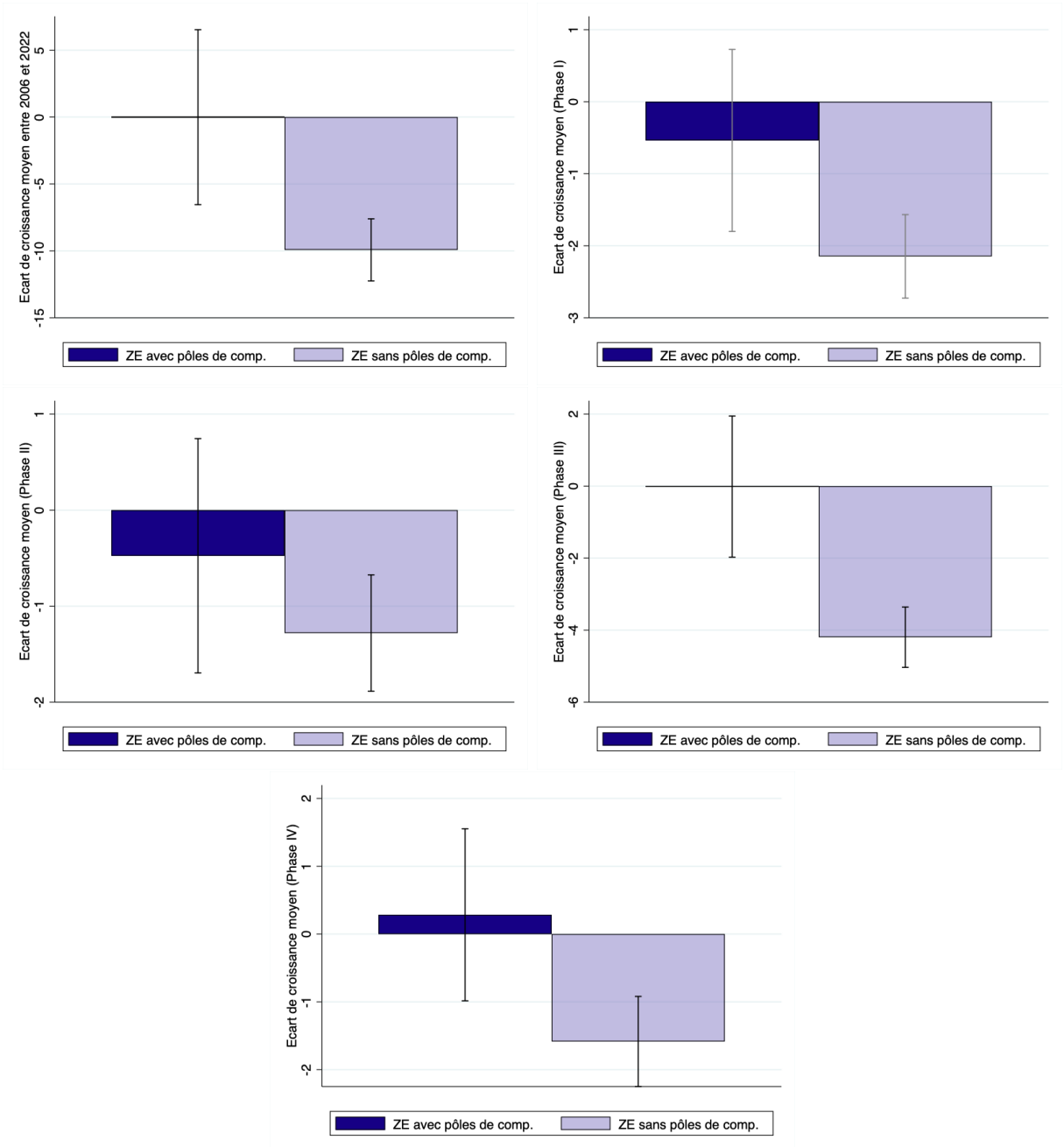
L'Est de la France métropolitaine concentre une partie des zones avec un pôle dont les performances locales sont parmi les plus basses. C'est le cas d'Oyonnax, Lens ou Épinal, dont le taux de croissance de l'emploi dans la base compétitive est systématiquement inférieur à celui du territoire national, largement creusé par un effet structurel négatif. Entre 2006 et 2008, le taux de croissance de l'emploi d'Oyonnax est inférieur de 13,11 points de pourcentage à celui de la moyenne nationale. Un peu plus de 12 points de cet écart est attribué à l'effet structurel. Entre 2019 et 2022, malgré une réduction de l'écart de croissance, l'effet structurel explique toujours la quasi-totalité (-6,13 points) du déficit de croissance (-7,62 points) par rapport au territoire national.

Enfin, certaines zones d'emploi comme celle de Boulogne-sur-Mer affichent des variations

plus importantes au fil des phases de la politique. Lors de la première phase, le taux de croissance de l'emploi est supérieur de 1,78 point à celui du territoire national. Il se dégrade pendant les deux phases suivantes, entre 2009 et 2018, et atteint -5,7 points avant de se réduire et de repasser en positif entre 2019 et 2022. Alors que l'effet structurel a constamment eu un impact négatif, ce sont les dynamiques sectorielles locales qui expliquent les variations de l'écart global.

Nous observons une corrélation entre les écarts de croissance et la localisation des pôles de compétitivité (voir la Figure 3.C.4 de l'Annexe 3.C). Cette relation semble se renforcer avec le temps, en particulier lors de la Phase IV où les pôles se situent dans des zones d'emploi où le taux de croissance de l'emploi est supérieur à la moyenne nationale. Les territoires accueillant des pôles de compétitivité sont caractérisés par une surperformance économique dans la base compétitive par rapport au territoire de référence.

L'écart de taux de croissance par rapport au territoire de référence est systématiquement plus faible en moyenne dans les zones d'emploi accueillant des pôles que dans celles n'en comportant pas (voir le Tableau 3.D.2 et les Tableaux 3.D.1, 3.D.4, 3.D.5, 3.D.6 et 3.D.1 de l'Annexe 3.D). Entre 2006 et 2022, le taux de croissance d'emploi des ZE sans pôles étaient en moyenne inférieur de 9,9 points par rapport à la moyenne nationale, alors que cet écart était presque nul pour les ZE avec pôles. On observe une réduction de cet écart au fil des différentes phases de la PPC, en particulier dans les zones d'emploi avec pôles, qui passent d'écarts moyens négatifs pendant la Phase I à des écarts légèrement positifs en moyenne pendant la Phase IV (voir le Tableau 3.D.2 de l'Annexe 3.D). De plus, la différence entre les zones avec pôles et celles sans pôles reste significativement marquée tout au long de la période.



Sources : Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.

Figure 3.3: Écarts de croissance moyens entre les zones d'emplois accueillant un pôle et celles n'en accueillant pas

Il est important de souligner que cette réduction de l'écart provient d'une amélioration des performances économiques des territoires entre les phases, plutôt que d'une diminution des performances du territoire de référence (voir le Tableau 3.D.1 de l'Annexe 3.D). La variation du taux de croissance de l'emploi dans les zones accueillant des pôles est supérieure à celle du territoire de référence.

3.4.2 ... que ni la spécialisation du territoire ni l'effet compétitif ne semblent expliquer

Nous pouvons nous demander si nous retrouvons les dynamiques mises en évidence dans la Section 3.4.1 concernant les zones accueillant des pôles dans le reste des territoires, ou s'il existe effectivement des différences significatives entre les niveaux d'effets structurel et compétitif.

L'effet structurel semble jouer quasiment systématiquement négativement pour les zones avec pôles de compétitivité. Seules les ZE d'Orléans, d'Aix-en-Provence et, dans une moindre mesure, celles de Toulouse, Nantes et Paris affichent un effet structurel positif. Cet effet de composition a eu tendance à diminuer progressivement entre la première et la quatrième phase pour les trois dernières zones.

L'effet compétitif, en revanche, contribue positivement à l'écart de croissance dans la totalité des territoires, aussi bien en moyenne qu'en médiane (voir le Tableau 3.D.2 de l'Annexe 3.D). Carré & Levratto (2011) soulignent une croissance significative de l'effet régional par rapport à l'effet structurel pour expliquer les inégalités de taux de croissance des régions françaises entre 2000 et 2008, ce qui est confirmé par Ruault & Schaeffer (2020) pour l'emploi manufacturier des zones d'emploi françaises entre 1994 et 2015.

Cependant, lorsque l'on s'intéresse aux effets structurel et compétitif des ZE, nous n'observons pas de différence significative entre les zones avec pôles et celles sans, que ce soit sur l'ensemble

de la période ou pendant les différentes phases de la PPC (voir Figure 3.D.2 de l'Annexe 3.D). Aucune corrélation ne semble être mise en avant entre la présence de pôles de compétitivité sur un territoire et ces effets.

3.5 Évaluation de la PPC sur les performances locales et la convergence des ZE

Les résultats du *shift-share* ont mis en évidence que les pôles de compétitivité se trouvent dans des zones d'emploi où la croissance de l'emploi tend à être supérieure à celle des autres zones. Nous estimons donc dans un premier temps l'impact de la présence d'un pôle sur les performances économiques locales des ZE à l'aide d'une modélisation MCO standard et d'un modèle SUR (*seemingly unrelated regressor*). Les écarts par rapport à la moyenne nationale ayant eu tendance à se réduire au fil du temps et ce plus rapidement dans les ZE avec pôles, nous testerons donc aussi l'impact de la PPC sur la convergence des performances des ZE (Section 3.5.4).

3.5.1 Tester l'autocorrélation spatiale

Ignorer une éventuelle autocorrelation spatiale peut être source de mauvaise spécification du modèle (Anselin, 2013). En suivant la méthodologie de Floch & Le Saout (2018), plusieurs tests sont effectués pour estimer le modèle adéquat tenant compte des propriétés des variables. Les résultats de ces tests soulignent bien une dépendance spatiale entre les territoires.

Nous testons la présence d'autocorrelation spatiale dans le modèle. Les résultats des indices de Moran, des tests du multiplicateur de Lagrange (LMLAG) mais aussi ceux du ratio de diagonalité de la matrice de variance-covariance des erreurs (LMERR) sont présentés dans la Figure 3.E.2 et le Tableau 3.E.1 de l'Annexe 3.E. Les tests LM-SUR-LAG et

LM-SUR-ERR testent respectivement l'omission d'un retard spatial de la variable expliquée et l'omission d'une dépendance spatiale dans l'équation des erreurs du modèle. Pour les deux tests, l'hypothèse nulle est celle d'une bonne spécification du modèle sans autocorrelation spatiale. Les tests LM*-SUR-LAG et LM*-SUR-ERR sont des versions robustes des multiplicateurs originaux, LM-SUR-SLM et LM-SUR-SEM, qui peuvent être fortement surdimensionnés si l'hypothèse alternative respective est mal spécifiée (ce serait le cas, par exemple, si nous testons pour des retards omis de la variable expliquée alors que le problème est une dépendance spatiale dans les erreurs, ou vice versa). Les hypothèses nulle et alternative des deux tests sont analogues aux tests LM-SUR-SLM et LM-SUR-SEM. Enfin, LM-SUR-SARAR teste l'omission simultanée d'un retard spatial de la variable expliquée ainsi que de la dépendance spatiale dans l'équation des erreurs.

Les tests concluent généralement au non-rejet de l'hypothèse nulle d'absence d'autocorrélation spatiale, à l'exception du modèle incluant un effet structurel dans la phase IV. Pour ce dernier, les résultats des tests indiquent une autocorrélation spatiale présente dans les erreurs. En conséquence, pour les modèles où aucune autocorrélation spatiale n'est détectée, une estimation par les moindres carrés ordinaires (MCO) standard est réalisée. En revanche, pour le modèle de la phase IV, un modèle avec erreurs autocorrélées spatialement est estimé afin de corriger cette autocorrélation. Nous incluons également une autocorrélation exogène au niveau de la variable de présence de pôles sur un territoire. La principale raison de cet ajout vient du fait que nous sommes conscients des limites de la construction de la variable. Il n'est pas impossible que certaines entreprises appartenant à un pôle de compétitivité soient localisées dans des zones d'emploi voisines de celles auxquelles nous avons attribué le rattachement du pôle, en particulier au fil des phases et de l'effacement progressif du critère géographique des pôles. L'autocorrélation exogène a donc pour but de prendre en compte ces limites sur les données.

Une interaction entre les variables explicatives (effets structurel et compétitif) et la vari-

able de présence de pôles est également incluse dans le modèle afin de distinguer des effets particuliers de ces deux compositions dans les zones accueillant des pôles.

Afin de conclure sur la source des disparités régionales de l'emploi de la base compétitive, nous estimons un modèle à interaction exogène ou chacune des composantes du *shif-share* est incluse individuellement (Esteban, 2000; Batóg & Batóg, 2007; Le Gallo & Kamarianakis, 2011). Nous considérons dans un premier temps la période totale (2006-2022) puis chaque phase de la PPC :

$$Y_i^{t,t+1} = \alpha + \beta_1 \,\text{Effet structurel}_i^{t,t+1} + \theta\, W\,\text{Pôle}_i + \beta_2\,\text{Pôle}_i + \beta_3\,\text{Orientation économique}_i + \epsilon_i \tag{3.2}$$

$$Y_i^{t,t+1} = \alpha + \beta_1 \,\text{Effet structurel}_i^{t,t+1} + \theta\, W\,\text{Pôle}_i + \beta_2\,\text{Pôle}_i + \beta_3\,(\text{Pôle}_i \times \text{Effet structurel}_i^{t,t+1}) + \beta_4\,\text{Orientation économique}_i + \epsilon_i \tag{3.3}$$

$$Y_i^{t,t+1} = \alpha + \beta_1 \,\text{Effet compétitif}_i^{t,t+1} + \theta\, W\,\text{Pôle}_i + \beta_2\,\text{Pôle}_i + \beta_3\,\text{Orientation économique}_i + \epsilon_i \tag{3.4}$$

$$Y_i^{t,t+1} = \alpha + \beta_1 \,\text{Effet structurel}_i^{t,t+1} + \theta\, W\,\text{Pôle}_i + \beta_2\,\text{Pôle}_i + \beta_3\,(\text{Pôle}_i \times \text{Effet compétitif}_i^{t,t+1}) + \beta_4\,\text{Orientation économique}_i + \epsilon_i \tag{3.5}$$

où $Y_i^{t,t+1}$ désigne les écarts de taux de croissance de l'emploi dans la base compétitive entre le territoire i et le territoire national entre les dates t et $t+1$.

Les tests effectués sur les résidus rejettent l'hypothèse de normalité. Cependant, ces résidus ne sont pas corrélés avec les variables explicatives. Deux types de corrections de la variance estimée ont été testés. Dans les modèles spatiaux, nous avons appliqué une correction des écarts-types de type Huber-White, tandis que dans les modèles MCO standard, nous avons utilisé une clusterisation spatiale des écarts-types, relâchant ainsi l'hypothèse d'indépendance entre les unités, ici les zones d'emploi (ZE). La clusterisation des écarts-types permet également de traiter l'hétéroscédasticité potentiellement d'origine spatiale (Floch & Le Saout, 2018; Barrios *et al.*, 2012). Ces corrections visent à réduire les risques d'hétéroscédasticité et à vérifier l'absence d'autocorrélation spatiale. Toutefois, une partie de la variance non expliquée pourrait subsister en raison de l'omission de certaines variables, car l'ajout simultané des effets structurels et compétitifs entraînerait un problème de multicolinéarité. Dans la Section 3.5.3, nous estimons un modèle SUR qui permet de prendre en compte la dépendance entre les deux équations. Enfin, les résultats pour l'ensemble de la période, ainsi que pour les Phases I, II et III, montrent que ces problèmes semblent s'atténuer pour les deux dernières phases, probablement en raison de la présence de valeurs extrêmes dans les premières phases.

Nous incluons une variable relative à l'orientation économique des zones d'emploi françaises afin de prendre en compte leur hétérogénéité. Cette classification de l'INSEE regroupe les zones d'emploi selon 7 catégories : Grandes agglomérations avec une forte concentration de fonctions métropolitaines, Autres grandes agglomérations avec de grands employeurs, Zones résidentielles, Zones spécialisées dans l'industrie, Zones spécialisées dans l'agriculture, Zones spécialisées dans le tourisme, Zones avec des économies diversifiées.[15]

[15] Voir la Figure 3.F.1 l'Annexe 3.F pour plus de détails

3.5.2 Résultats du modèle estimé par les MCO

Les résultats des estimation sont présentés dans le Tableau 3.1 et les Tableaux 3.G.1, 3.G.2, 3.G.3 et 3.G.4 de l'Annexe 3.G.

Floch & Le Saout (2018) rappellent que l'analyse des coefficients d'un modèle spatial diffère du cadre habituel des modèles linéaires, en particulier lorsque ceux-ci ne comportent pas de dépendance endogène. Les coefficients estimés n'incluent pas uniquement l'effet direct de la variable expliquée sur la variable dépendante mais contient aussi les effets de débordement, c'est-à-dire l'effet de cette variable sur ses voisins et inversement. Il convient donc de distinguer (i) l'effet direct moyen qui correspond à la moyenne des termes diagonaux de la matrice des coefficients estimés, (ii) l'effet total correspondant à la moyenne de l'ensemble des termes de la matrice et (iii) l'effet indirect moyen qui est la différence entre le second et le premier effet. Dans le cas d'un modèle avec interaction exogène – comme c'est le cas de la plupart des modèles spatiaux présentés – l'effet direct est le coefficient associé à la variable exogène et l'effet indirect, celui associé à la variable exogène retardée. Dans le cas du modèle (1) du Tableau 3.1, l'effet direct de la présence d'un pôle sur l'écart de croissance est -1,678 et son effet indirect est 0,726. L'effet indirect associé aux pôles est systématiquement non significatif.[16]

Concernant son effet direct, aucun des modèles ne conclut à un impact significatif de la présence de pôles sur les performances d'une ZE, que ce soit en termes absolus ou lorsque nous considérons l'interaction avec les effets compétitif ou structurel, sauf pour la Phase IV. Ces résultats suggèrent que les dynamiques locales et la spécialisation propres aux zones d'emploi jouent un rôle dans leurs performances, tandis que la simple présence de pôles ne semble pas avoir d'influence déterminante. Malgré les différentes statistiques présentées dans la Section 3.4, aucun effet causal n'émerge de la structure particulière des pôles de compétitivité.

[16]Bien que les tests spatiaux de concluaient pas à une forme d'interaction spatiale exogène, nous l'avions incluse dans le but de prendre en compte une partie des limites de notre variable relative aux pôles. Il n'est donc pas surprenant de constater que le coefficient n'est pas significatif.

L'estimation pour la Phase II révèle un effet négatif de la présence de pôles de compétitivité sur l'écart de croissance. Cependant, cette période est marquée par des crises économiques majeures qui peuvent affecter les résultats des estimations. Une interprétation possible de cet effet négatif serait une vulnérabilité particulière du modèle économique des zones d'emplois accueillant un pôle. En effet, les pôles de compétitivité, malgré leur potentiel pour stimuler l'innovation et la croissance, peuvent accentuer les fragilités structurelles des territoires lorsqu'une crise survient. L'interdépendance accrue et la concentration des activités économiques peuvent rendre ces zones plus susceptibles aux perturbations, amplifiant ainsi les impacts négatifs des crises économiques. Cependant les résultats montrent un effet significatif et positif de l'interaction entre les effets structurels et les pôles de compétitivité. Mais cet impact ne perdure pas dans les deux phases suivantes. Cet effet ambigu pourrait atténuer la perception de la fragilité des zones d'emploi disposant d'un pôle, suggérant que cette fragilité ne résulte pas directement de leur spécialisation.

Table 3.1: Résultats de l'estimation spatiale pour la période 2006-2022

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Effet structurel (2006-2022)	-0,002	-0,002			-0,003	-0,003		
	(0,010)	(0,010)			(0,011)	(0,010)		
Présence de PC (label. 2009)	-1,678	-1,713	-1,444	-1,530				
	(3,210)	(3,320)	(3,160)	(3,255)				
Autres grandes agglomérations et dotées de gros employeurs	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)
Grandes agglomérations à forte concentration de fonctions métropolitaines	20,745***	20,751***	20,046***	20,062***	20,785***	20,791***	19,622***	19,638***
	(4,563)	(5,053)	(4,498)	(4,882)	(4,569)	(5,026)	(4,572)	(5,057)
Spécialisées dans l'agriculture	-5,519	-5,541	-5,199	-5,253	-5,504	-5,526	-5,238	-5,293
	(3,814)	(3,991)	(3,756)	(3,962)	(3,815)	(3,992)	(3,756)	(3,971)
Zones résidentielles	-17,801***	-17,777***	-17,044***	-16,989***	-17,785***	-17,762***	-17,107***	-17,052***
	(3,497)	(3,113)	(3,452)	(3,090)	(3,499)	(3,111)	(3,453)	(3,101)
Zones spécialisées dans l'industrie	-11,726***	-11,721***	-12,834***	-12,823***	-11,744***	-11,738***	-12,758***	-12,746***
	(3,706)	(3,621)	(3,633)	(3,596)	(3,707)	(3,633)	(3,634)	(3,597)
Zones spécialisées dans le tourisme	7,226**	7,223*	6,518*	6,511	7,228**	7,225*	6,538*	6,531
	(3,550)	(4,228)	(3,499)	(4,186)	(3,550)	(4,234)	(3,497)	(4,193)
Zones à économie diversifiée	-16,952***	-16,937***	-16,838***	-16,804***	-16,942***	-16,926***	-16,861***	-16,826***
	(3,275)	(2,967)	(3,221)	(2,983)	(3,276)	(2,966)	(3,220)	(2,989)
Effet compétitif (2006-2022)			0,030***	0,030***			0,028***	0,028***
			(0,010)	(0,010)			(0,011)	(0,011)
Présence de PC (label. 2009)=0					0,000	0,000	0,000	0,000
					(.)	(.)	(.)	(.)
Présence de PC (label. 2009)=1					-1,475	-1,510	-1,954	-2,040
					(3,447)	(3,776)	(3,314)	(3,281)
Présence de PC (label. 2009)=0 × Effet structurel (2006-2022)					0,000	0,000		
					(.)	(.)		
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet structurel (2006-2022)					0,005	0,005		
					(0,033)	(0,039)		
Présence de PC (label. 2009)=0 × Effet compétitif (2006-2022)							0,000	0,000
							(.)	(.)
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet compétitif (2006-2022)							0,016	0,016
							(0,031)	(0,026)
Constant	-2,009	-1,900	-3,159	-2,897	-2,044	-1,935	-3,072	-2,809
	(2,894)	(2,657)	(2,844)	(2,617)	(2,902)	(2,648)	(2,848)	(2,628)
Effets spatiaux								
Présence de PC (label. 2009)	0,726		1,757		0,725		1,762	
	(6,903)		(6,794)		(6,902)		(6,791)	
Correction des écarts-types	Robust	Cluster	Robust	Cluster	(Robust	Robust	Cluster	Robust
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
Log Likelihood	-1199,497	-1199,503	-1195,032	-1195,065	-1199,484	-1199,490	-1194,902	-1194,935
R^2 ajusté	0,328		0,348		0,328		0,349	

Les écarts-types sont entre parenthèses.
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Nous observons un impact positif et significatif de l'effet compétitif sur l'ensemble de la période étudiée et à partir de la Phase II de la PPC soit à partir de 2009. Seules les dynamiques sectorielles locales ont donc participé activement et positivement à l'écart des taux de croissance des ZE. Concernant l'effet structurel, son coefficient n'est significatif que pendant les Phases II et IV de la politique. De plus, cet effet est négatif entre 2009 et 2012 mais devient positif entre 2019 et 2022. Entre 2009 et 2012, la spécialisation des ZE semble s'être accompagnée d'une détérioration des performances économiques de celles-ci. Ce résultat pourrait être influencé par les effets persistants de la crise économique de 2008.

De plus, nous montrons que cet effet s'inverse dans la dernière phase de la politique, ce qui explique pourquoi l'effet moyen sur l'ensemble de la période n'est pas significatif. Enfin, lors de la dernière phase de la politique, les effets associés à la spécialisation sectorielle ainsi qu'à sa dynamique locale sont tous les deux significatifs et positifs.

La plupart des orientations économiques des zones d'emploi ont eu un impact négatif sur l'écart de croissance par rapport aux zones appartenant à la catégorie des grandes agglomérations dotées de gros employeurs. Seules les grandes agglomérations ayant des fonctions métropolitaines parviennent à s'en sortir mieux que les autres grandes agglomérations. Ces résultats soutiennent l'idée que la capacité à attirer des entreprises diverses et des investissements étrangers renforce ainsi leur résilience économique et leur dynamisme.

3.5.3 Estimation d'un modèle SUR

Une alternative à l'estimation individuelle des Équations (3.2) et (3.4) est l'estimation d'un modèle SUR. Cette méthode mobilisée par Le Gallo & Kamarianakis (2011) permet d'estimer les disparités de croissance de l'emploi par un modèle économétrique spatial qui inclut chaque composante du *shift-share* individuellement afin d'éviter un problème de multicolinéarité entre les deux variables explicatives, c'est-à-dire entre l'effet structurel et l'effet compétitif. Le modèle SUR permet de prendre en compte l'impact de ces deux effets sur la variable dépendante en estimant deux équations incluant chacune un des effets mais en considérant que les résidus des deux équations sont corrélés. Dans notre cas, le taux de corrélation entre les résidus des Équations (3.2) et (3.4) est supérieur à 0,86 pour toutes les périodes considérées.

Nous testons à nouveau pour une éventuelle autocorrelation spatiale dans le modèle. Les résultats des tests du multiplicateur de Lagrange (LMLAG) ainsi que ceux du ratio de diagonalité de la matrice de variance-covariance des erreurs (LMERR) sont présentés dans le

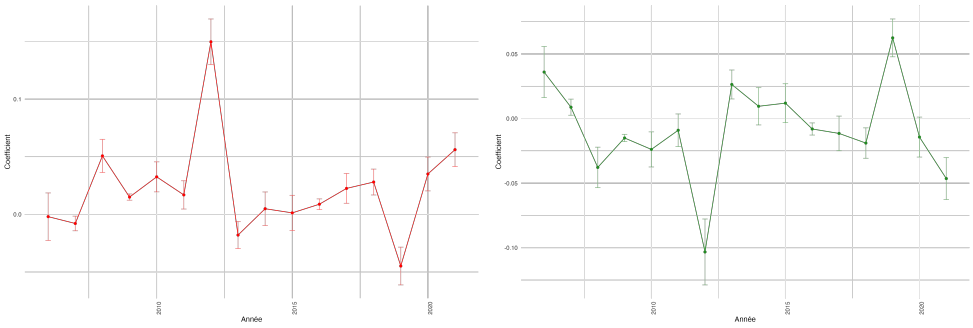
Tableau 3.E.2 de l'Annexe 3.E. Nous ne rejetons pas l'hypothèse d'absence d'autocorrelation spatiale et estimons un modèle SUR sans dépendance spatiale.

Les résultats pour le modèle SUR sur la période complète et les différentes phases figurent dans le Tableau 3.H.1 et 3.H.2 de l'Annexe 3.H et confirment à nouveau l'absence d'effet de la présence d'un pôle de compétitivité sur les performances locales des zones d'emploi en moyenne. Seule différence avec les estimations MCO, la présence de pôles n'est plus associée à un coefficient négatif pendant la Phase II, c'est-à-dire celle qui inclut la crise économique de 2008. L'effet compétitif joue positivement sur l'écart de croissance sur la période complète et sur toutes les phases à partir de la deuxième. L'effet structurel agit de nouveau négativement dans la Phase II mais aussi sur la période complète.

Afin d'évaluer la contribution des effets structurel et compétitif au cours du temps, nous estimons un modèle SUR (*seemingly unrelated regressions*) entre 2006 et 2022. Cette fois, la dépendance entre les résidus est intertemporelle, et le modèle SUR intègre les équations pour chaque composante du *shift-share* sur l'ensemble des années de 2006 à 2022. Nous nous intéressons cette fois-ci à l'évolution des coefficient estimés pour les effets structurel et compétitif au fil du temps.

Le R^2 associé au modèle de l'effet compétitif (autour de 0,16) est la plupart du temps supérieur à celui de l'effet structurel (environ 0,06). Á nouveau, les différences de performances économiques entre les zones d'emploi françaises semblent davantage provenir de divergences en termes de croissance sectorielle locale que de leur spécialisation. Le coefficient associé à l'effet compétitif oscille légèrement au fil du temps avec un pic atteint en 2012 (Figure 3.4). Les résultats indiquent une légère hausse du coefficient, ce qui est cohérent avec les conclusions de Levratto *et al.* (2013). L'effet de la dynamique locale des territoires semble jouer un rôle croissant dans l'explication des disparités régionales en matière de croissance de l'emploi industriel. Concernant l'effet structurel, celui-ci varie aussi au cours de la période considérée et diminue légèrement au cours du temps. Notons que sa significativité est

discontinue : la spécialisation locale affecte les performances locales en particulier entre 2013 et 2016.



Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.

Figure 3.4: Évolution des coefficients estimés pour l'effet compétitif (gauche) et structurel (droite) des modèles SUR

Conformément à nos résultats précédents, la variable relative à la présence de pôles sur le territoire n'est pas significative, quels que soient la période et le modèle, ce qui confirme les résultats des modèles MCO standards présentés plus haut. Les effets sur l'emploi local de la politique de pôles de compétitivité semblent donc nuls. Autrement dit, il nous apparaît que les effets microéconomiques observés dans les travaux de la littérature ne se sont pas traduits par des effets locaux en termes d'emploi dans la base compétitive.

3.5.4 Résultats sur la convergence

Les ZE dotées de pôles présentent des écarts à la moyenne plus faibles que les autres zones. Si l'on utilise cet écart comme critère de convergence, il apparaît que les territoires avec pôles convergent plus rapidement que les autres entre 2006 et 2022. De plus, l'écart-type de ces écarts diffère entre les zones avec et sans pôles.

Une manière d'estimer la convergence des territoires serait de prendre la valeur absolue des écarts de croissance d'emploi des territoires. Plus les écarts en valeur absolue sont

élevés, plus le territoire se trouve éloigné de la moyenne nationale. Mentionnons que cette analyse ne nous permet pas d'apprécier la moyenne nationale comme une cible recherchée de convergence. Ici, les écarts à cette valeur nous donnent uniquement une idée de la dispersion des distances entre les performances des ZE et celles de la moyenne nationale, mais en aucun cas des distances "désirées" ou "d'équilibre". De plus, les données en coupe transversale ne renseignent pas sur la dynamique temporelle de cette convergence ; elles reflètent des images à l'instant t. Cependant, il peut être intéressant d'explorer l'effet de la présence d'un pôle de compétitivité sur la convergence des performances des ZE, et ce, à différentes étapes de la politique. Pour cela, nous estimons un modèle économétrique incluant notre variable de présence de pôles, une première fois en tenant compte d'une dépendance spatiale exogène sur cette variable, et une seconde fois en utilisant une clusterisation des écarts-types pour prendre en compte l'hétérogénéité des territoires.

Table 3.2: Résultats sur la convergence sur période complète et par phase

	2006-2022		Phase I		Phase II		Phase III		Phase IV	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
Présence de PC (label. 2009)	1,864	2,330	0,204	0,237	0,071	0,187				
	(2,382)	(2,285)	(0,594)	(0,562)	(0,604)	(0,553)				
Autres grandes agglomérations et dotées de gros employeurs	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)
Grandes agglomérations à forte concentration de fonctions métropolitaines	7,760**	7,691**	1,604*	1,599**	0,326	0,309	2,560**	2,565**	1,345	1,165
	(3,387)	(3,686)	(0,844)	(0,754)	(0,859)	(0,680)	(1,260)	(1,105)	(0,956)	(0,933)
Spécialisées dans l'agriculture	3,388	3,675	1,907***	1,927***	1,899***	1,970***	2,006*	1,971*	0,141	0,210
	(2,831)	(2,646)	(0,706)	(0,562)	(0,718)	(0,753)	(1,055)	(1,050)	(0,765)	(0,716)
Zones résidentielles	10,130***	9,811***	1,918***	1,896***	1,552**	1,473**	2,620***	2,650***	0,976	0,879
	(2,596)	(2,189)	(0,647)	(0,555)	(0,658)	(0,597)	(0,967)	(0,771)	(0,708)	(0,664)
Zones spécialisées dans l'industrie	7,001**	6,970***	2,695***	2,693***	1,214*	1,206**	1,643	1,644*	0,809	0,874
	(2,722)	(2,326)	(0,678)	(0,678)	(0,690)	(0,591)	(1,014)	(0,837)	(0,743)	(0,812)
Zones spécialisées dans le tourisme	4,578*	4,636	2,813***	2,817***	1,057	1,071	1,645*	1,633**	0,730	0,779
	(2,631)	(2,920)	(0,656)	(0,691)	(0,667)	(0,665)	(0,980)	(0,827)	(0,718)	(0,754)
Zones à économie diversifiée	9,206***	9,016***	1,909***	1,895***	1,923***	1,875***	3,526***	3,538***	0,384	0,393
	(2,429)	(2,095)	(0,605)	(0,490)	(0,616)	(0,553)	(0,910)	(0,819)	(0,669)	(0,614)
Présence de PC (label. 2014)							-0,220	-0,286		
							(0,904)	(0,615)		
Présence de PC (label. 2019)									-1,307*	-1,046*
									(0,689)	(0,589)
Constant	12,130***	10,729***	2,148***	2,049***	2,854***	2,506***	4,051***	4,210***	4,215***	3,783***
	(2,122)	(1,594)	(0,529)	(0,351)	(0,538)	(0,395)	(0,797)	(0,513)	(0,584)	(0,498)
Wcontiguity										
Présence de PC (label. 2009)	-9,567*		-0,676		-2,377*					
	(5,115)		(1,275)		(1,297)					
Présence de PC (label. 2014)							1,069			
							(1,956)			
Présence de PC (label. 2019)									-2,932*	
									(1,551)	
Nombre d'observation	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000
Log Likelihood	-1113,987	-1115,725	-715,202	-715,343	-720,119	-721,790	-829,949	-830,099	-743,621	-745,399
R^2 ajusté	0,084		0,083		0,057		0,068		0,038	

Les écarts-types sont entre parenthèses.
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Les résultats présentés dans le Tableau 3.2 montrent que la présence d'un pôle de compétitivité n'a pas eu d'effet notable sur la convergence des ZE en termes de croissance de l'emploi entre 2006 et 2022. Ce constat demeure valide lorsque le modèle est estimé pour les Phases I, II et III. Cependant, lors de la Phase IV, le coefficient associé à la présence des pôles devient significatif et négatif, ce qui suggère que la présence d'un pôle aurait contribué à accroître les écarts en valeur absolue, entraînant ainsi une plus grande dispersion des taux de croissance autour de la moyenne nationale.

3.6 Conclusion

Si la Politique des Pôles de Compétitivité (PPC) a été évaluée sur le plan microéconomique (Bellégo, 2014; Ben Hassine & Mathieu, 2017; Autant-Bernard, 2018) pour mesurer ses effets sur les performances économiques des entreprises, à notre connaissance, seule une étude s'est penchée sur ses effets macroéconomiques (Autant-Bernard, 2018). Bien que son objectif initial soit l'innovation, il est légitime de se demander si la coopération et le regroupement des acteurs privés, publics et de formation sur un territoire ont eu des impacts sur l'emploi dans la base compétitive de ce territoire. À cette fin, il est essentiel d'évaluer les politiques industrielles à l'échelle macro-territoriale, et ainsi rendre compte de leur impact en termes de soutien à l'emploi local.

Pour répondre à cette question, nous avons élaboré une base de données recensant les pôles de compétitivité à travers les différentes phases de la PPC, en les reliant géographiquement à une ZE. En appliquant une méthode de type *shift-share* revisitée par Ruault & Schaeffer (2020), nous décomposons les performances locales en trois éléments : la tendance nationale, un effet structurel lié à la spécialisation spécifique du territoire, et un effet compétitif qui capte la croissance locale des secteurs de la zone d'emploi, indépendamment des effets de la spécialisation. Les modifications apportées à la méthode *shift-share* par Ruault & Schaeffer

(2020) nous permettent d'interpréter ces deux composantes comme des effets géographiques propres à la zone d'emploi.

Une première analyse des résultats met en évidence la surperformance des zones d'emploi accueillant des pôles de compétitivité en moyenne par rapport aux autres zones. Sur la période étudiée, ces zones affichent des écarts par rapport au territoire national, certes négatifs, mais moins élevés que les autres zones. En outre, ces écarts tendent à se réduire progressivement au fil du temps et, et entre 2019 et 2022, le taux de croissance de l'emploi dans ces zones excède celui de la moyenne nationale. Cependant, aucune différence significative n'émerge en termes d'effets structurel et compétitif entre les zones accueillant des pôles et les autres zones métropolitaines.

Nous estimons ensuite un modèle avec une dépendance spatiale exogène sur l'indicateur de présence de pôles. Les estimations sur l'ensemble de la période ainsi que sur chaque phase de labellisation des pôles concluent à l'absence d'effet de la présence des pôles de compétitivité sur la dynamique locale des zones d'emploi. Aucun effet d'interaction significatif n'a été observé entre la présence des pôles de compétitivité et les autres effets de composition (effets structurel et compétitif). Ces résultats sont vérifiés par l'estimation d'un modèle SUR pour lequel uniquement l'effet compétitif est significatif sur l'ensemble de la période, année par année. Celui-ci contribue davantage que l'effet structurel dans l'estimation des divergences en termes de performances industrielles des ZE françaises. Par ailleurs, les coefficients estimés soulignent une légère hausse de sa contribution entre le début et la fin de la période. Nous n'observons aucun impact de la présence de pôles sur la dispersion des écarts de croissance au sein des territoires pendant la majeure partie de la période étudiée. Enfin, la valeur absolue des écarts fournit une indication du degré de convergence des ZE vers la moyenne nationale et nous estimons l'effet de la PPC sur celui-ci. À nouveau, nous trouvons que la présence d'un pôle n'a pas d'effet significatif.

Ce travail pourrait faire l'objet de plusieurs extensions afin de rendre les résultats plus

robustes. Il convient de noter que la variable concernant la présence des pôles présente des limites en termes de délimitation géographique, ce qui pourrait réduire l'impact de la PPC. Nos résultats doivent en outre être interprétés avec précaution du fait de l'identification spécifique des établissements appartenant à un pôle et leur rattachement géographique précis.

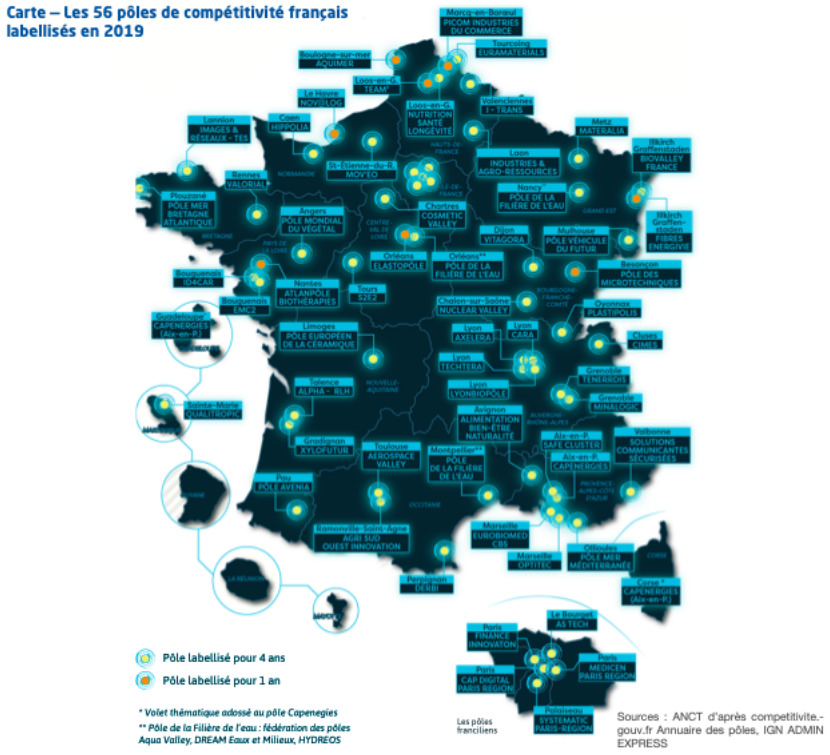
Nous utilisons, par ailleurs, le taux de croissance de l'emploi pour estimer les performances économiques. Cependant, cette variable ne capture qu'une partie de l'effet de la PPC sur le territoire, qui pourrait se manifester par d'autres indicateurs. Ainsi, nous ne pouvons conclure qu'à l'absence d'impact territorial de la PPC sur les performances économiques, si celles-ci sont mesurées uniquement par la croissance de l'emploi. Une piste d'approfondissement serait d'examiner l'effet de la PPC sur la productivité des zones d'emploi, leur attractivité, ou encore leur résilience face aux chocs externes, telles que la crise de 2008 ou celle de la Covid-19. Il en va de même pour notre variable relative à la convergence des territoires. Il serait pertinent d'inclure d'autres variables liées à la convergence réelle (comme le PIB par habitant) et nominale, ainsi qu'à la stabilité macroéconomique régionale, telles que le taux d'inflation et les déficits budgétaires. Toutefois, la disponibilité limitée de ces données à différentes échelles territoriales complique cette analyse.

3.A Cartes des pôles de compétitivité



Sources: ANCT et site du gouvernement relatif aux pôles de compétivité.

Figure 3.A.1: Labellisation des pôles de compétitivité en 2010 (haut à gauche), 2014 (haut à droite), 2019 (bas à gauche) et 2023 (bas à droite)





Sources: ANCT et site du gouvernement relatif aux pôles de compétivité.

Figure 3.A.2: Labellisation des pôles de compétitivité en 2010 (haut à gauche), 2014 (haut à droite), 2019 (bas à gauche) et 2023 (bas à droite) (suite)

3.B Secteurs inclus dans la base compétitive

Table 3.B.1: Imbrication des classifications des activités françaises à 38 et 88 secteurs

Code (NAF38)	**Division (NAF88)**	**Name**
BZ	05-09	Industries extractives
CA	10-12	Fabrication de denrées alimentaires, de boissons et de produits à base de tabac
CB	13-15	Fabrication de textiles, industries de l'habillement, industrie de cuir et de la chaussure
CC	16-18	Travail du bois, industries du papier et imprimerie
CD	19	Cokéfaction et raffinage
CE	20	Industrie chimique
CF	21	Industrie pharmaceutique
CG	22-23	Fabrication de produits en caoutchouc et en plastique ainsi que d'autres produits minéraux non métalliques
CH	24-25	Métallurgie et fabrication de produits métalliques à l'exception des machines et des équipements
CI	26	Fabrication de produits informatiques, électroniques et optiques
CJ	27	Fabrication d'équipements électriques
CK	28	Fabrication de machines et équipements n.c.a
CL	29-30	Fabrication de matériels de transport
CM	31-33	Autres industries manufacturières ; réparation et installation de machines et d'équipements
DZ	35	Production et distribution d'électricité, de gaz, de vapeur et d'air conditionné
EZ	36-39	Production et distribution d'eau ; assainissement, gestion des déchets et dépollution
JA	58-60	Édition, audiovisuel et diffusion
JB	61	Télécommunications
JC	62-63	Activités informatiques et services d'information

MA	69-71	Activités juridiques, comptables, de gestion, d'architecture, d'ingénierie, de contrôle et d'analyses techniques
MB	72	Recherche-développement scientifique
MC	73-75	Autres activités spécialisées, scientifiques et techniques
NZ	77-82	Activités de services administratifs et de soutien

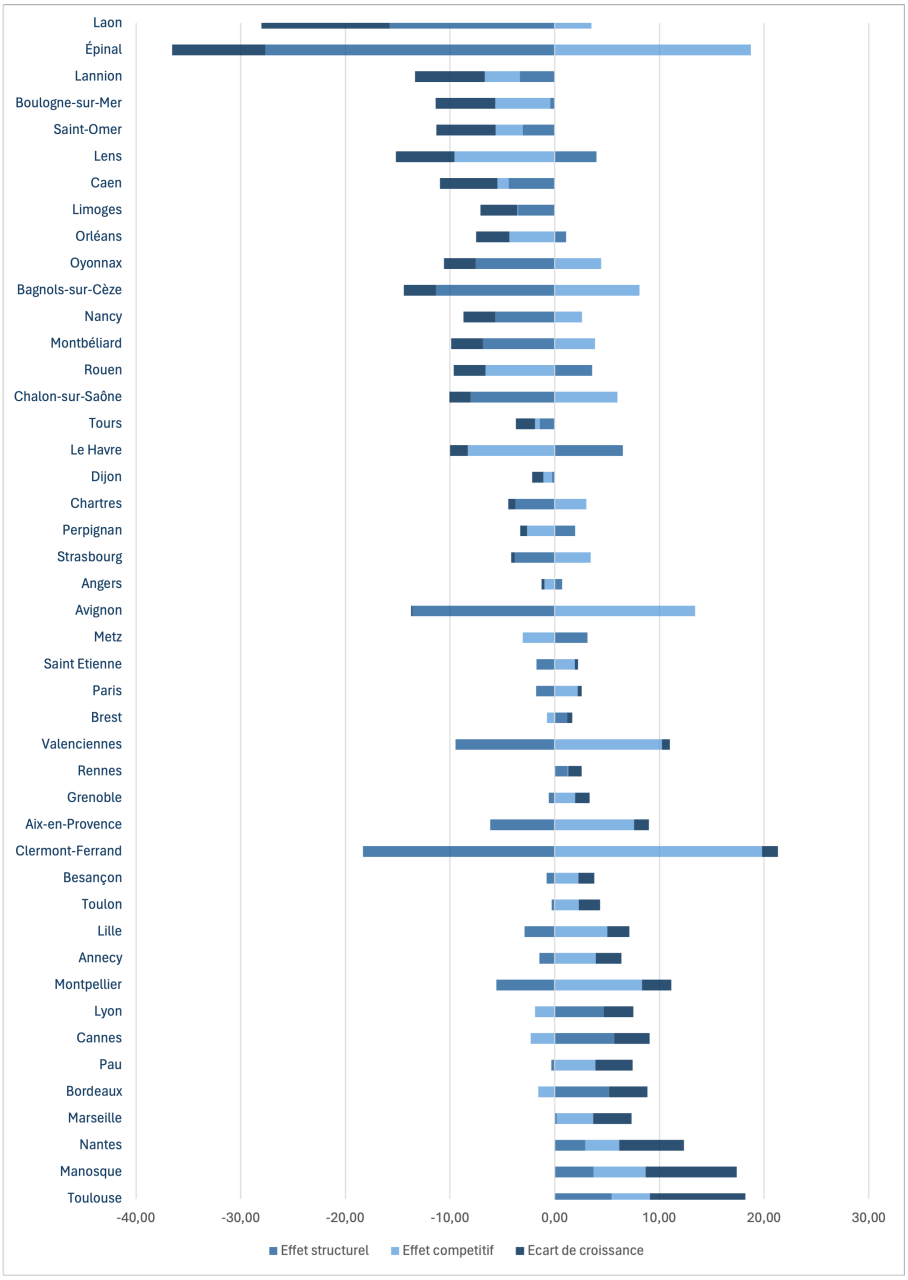
Sources : INSEE

Table 3.A.2: Imbrication des classification des activités françaises à 17 et 38 secteurs

Code (NAF17)	**Division (NAF38)**	**Name**
C1	CA	Industries agro-alimentaire
C2	CD	Cokéfaction et raffinage
C3	CI-CK	Équipements électriques électroniques, informatiques
C4	CL	Fabrication de matériels de transport
C5	CB-CC, CE-CH, CM	Autres produits industriels
DE	BZ, DZ-EZ	Industries extractives, énergie, eau
JZ	JZ	Information et communication
MN	MA, MB, MC, NZ	Activité scientifiques et techniques soutien et services administratifs

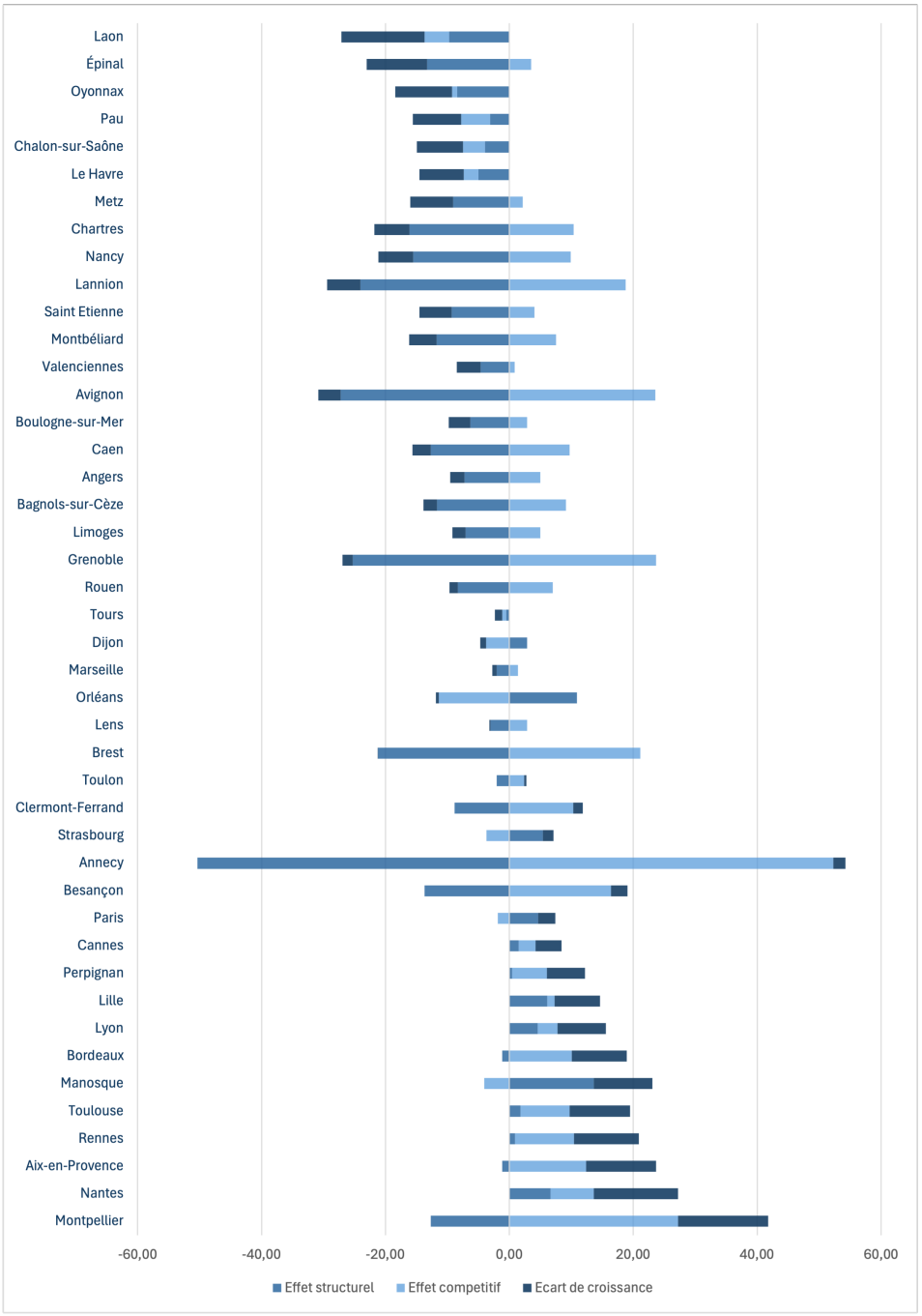
Sources : INSEE

3.C Résultats de la décomposition de l'écart de croissance avec la méthode *shift-share*



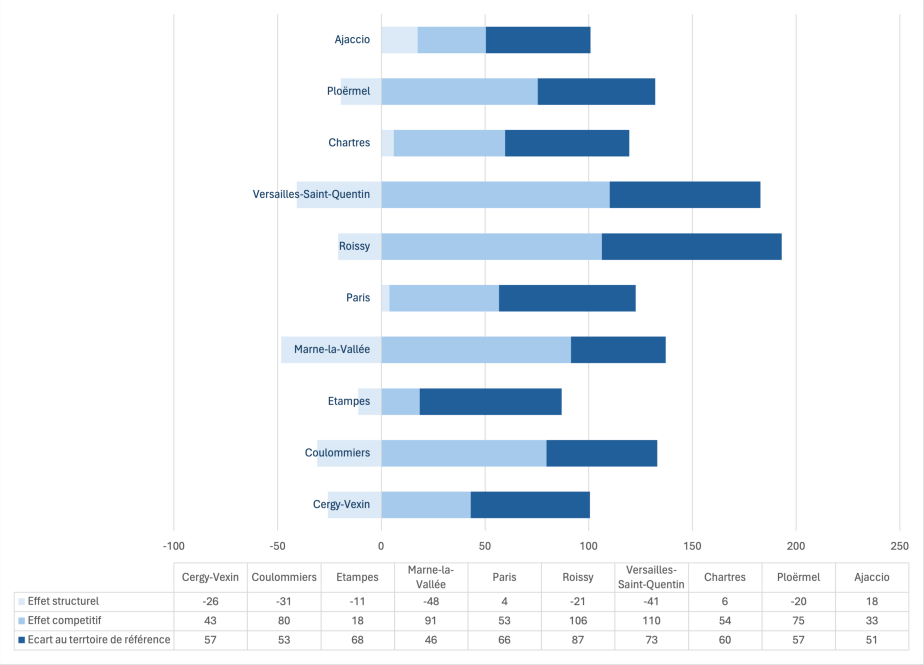
Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.

Figure 3.C.1: Résultats de l'analyse *shift-share* pour les ZE qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase II (2009-2012)

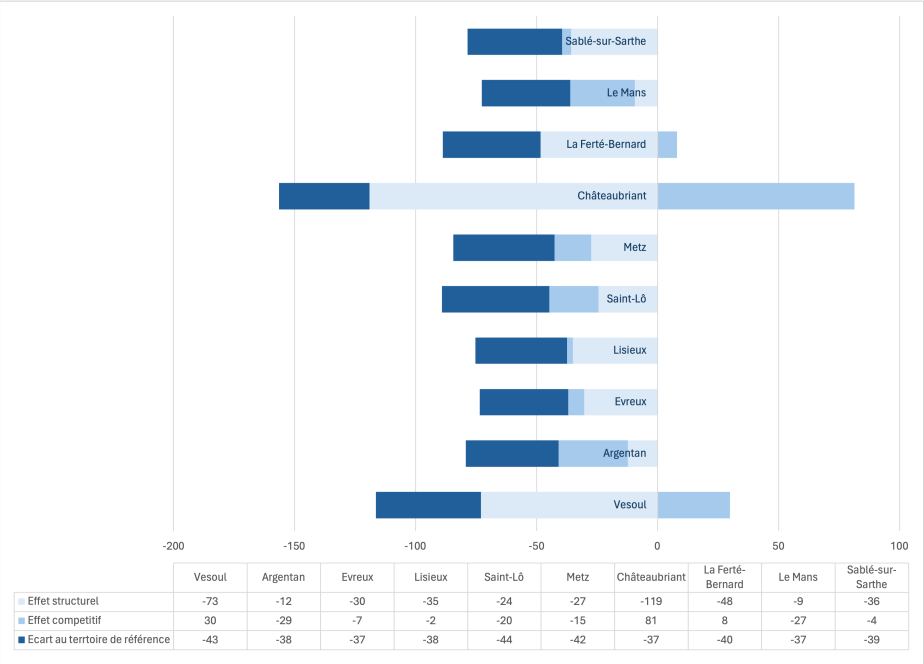


Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.

Figure 3.C.2: Résultats de l'analyse *shift-share* pour les ZE qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase III (2013-2018)



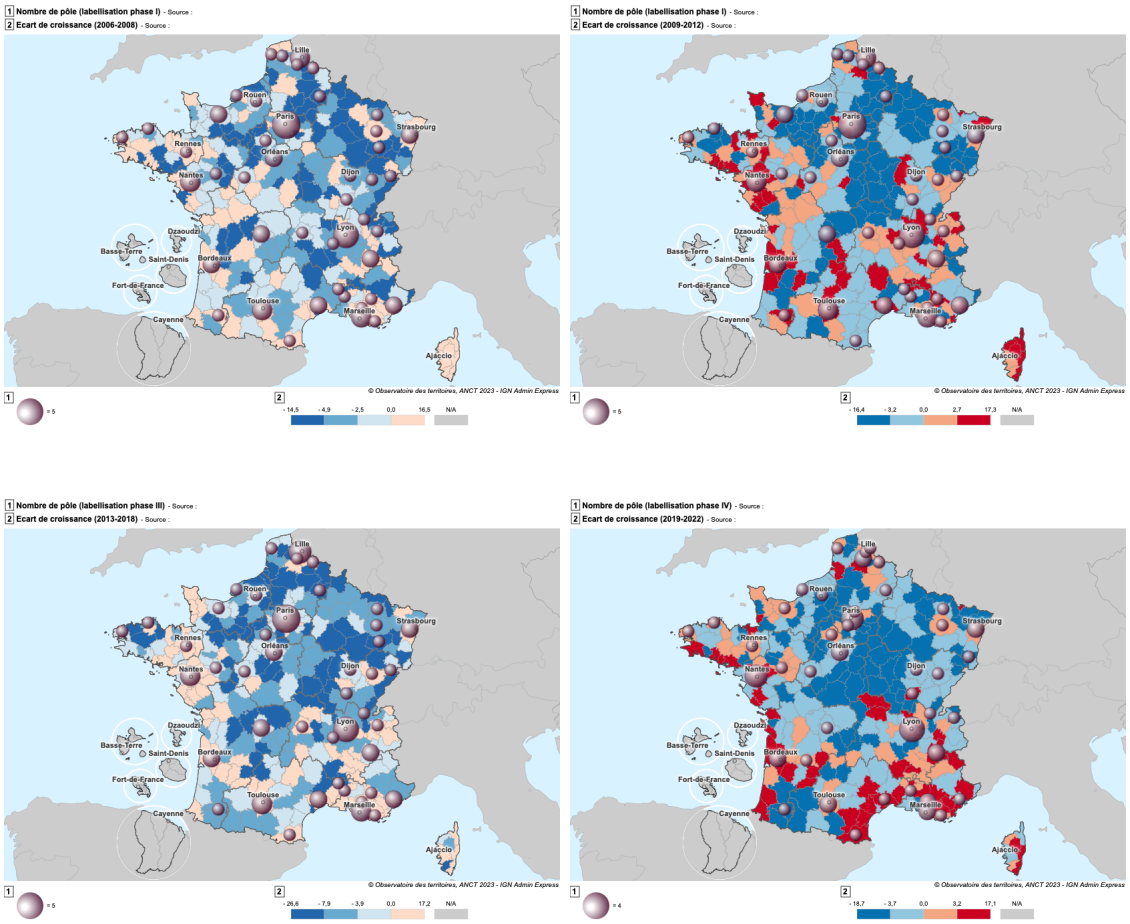
	Cergy-Vexin	Coulommiers	Etampes	Marne-la-Vallée	Paris	Roissy	Versailles-Saint-Quentin	Chartres	Ploërmel	Ajaccio
Effet structurel	-26	-31	-11	-48	4	-21	-41	6	-20	18
Effet competitif	43	80	18	91	53	106	110	54	75	33
Ecart au terrtoire de référence	57	53	68	46	66	87	73	60	57	51



	Vesoul	Argentan	Evreux	Lisieux	Saint-Lô	Metz	Châteaubriant	La Ferté-Bernard	Le Mans	Sablé-sur-Sarthe
Effet structurel	-73	-12	-30	-35	-24	-27	-119	-48	-9	-36
Effet competitif	30	-29	-7	-2	-20	-15	81	8	-27	-4
Ecart au terrtoire de référence	-43	-38	-37	-38	-44	-42	-37	-40	-37	-39

Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.

Figure 3.C.3: Résultats de l'analyse *shift-share* pour les 10 plus ZE les plus performantes (haut) et les 10 les moins performantes (bas)



Sources : Écarts calculés avec la méthode *shift-share*, les données de l'Urssaf et du site du gouvernement relatif aux pôles de compétivité. Notes : Phase I (en haut à gauche), Phase II (en haut à droite), Phase III (en bas à gauche) et Phase IV (en bas à droite).

Figure 3.C.4: Écarts de croissance et pôles de compétitivité

3.D Statistiques descriptives par Phases de la PPC

Table 3.D.1: Nombre d'écarts positifs et négatifs par rapport au territoire de référence

	Positif	Négatif
Période 2006-2022	78	209
Phase I	83	204
Phase II	110	177
Phase III	83	204
Phase IV	106	181

Table 3.D.2: Statistiques descriptives sur la période 2006-2022

	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Min	Max	N
ZE avec pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2006-2022)	**-0,01**	**-5,25**	22,28	-41,38	55,45	45,00
Effet structurel (2006-2022)	-38,50	-15,01	77,53	-383,35	17,26	45,00
Effet compétitif (2006-2022)	38,33	11,20	80,80	-16,24	424,75	45,00
ZE sans pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2006-2022)	-9,93	-12,67	18,34	-43,90	88,40	242,00
Effet structurel (2006-2022)	-50,05	-24,20	95,69	-751,91	12,13	242,00
Effet compétitif (2006-2022)	39,33	15,83	97,67	-28,32	763,54	242,00
Total						
Écart de taux de croissance (2006-2022)	**-8,37**	**-10,62**	19,31	-43,90	88,40	287,00
Effet structurel (2006-2022)	-48,24	-22,28	93,05	-751,91	17,26	287,00
Effet compétitif (2006-2022)	39,18	14,77	95,09	-28,32	763,54	287,00

Table 3.D.3: Statistiques descriptives sur la période 2006-2008 (Phase I)

	Moyenne	Médiane	ET	Min	Max	N
ZE avec pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2006-2008)	-0,54	-0,34	4,31	-13,11	12,85	45,00
Effet structurel (2006-2008)	-12,23	-3,01	43,51	-264,68	8,20	45,00
Effet compétitif (2006-2008)	11,66	2,64	43,17	-3,45	264,09	45,00
ZE sans pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2006-2008)	-2,15	-2,42	4,58	-14,55	16,52	242,00
Effet structurel (2006-2008)	-10,52	-4,61	56,12	-857,96	10,96	242,00
Effet compétitif (2006-2008)	8,18	1,57	56,11	-14,33	854,73	242,00
Total						
Écart de taux de croissance (2006-2008)	-1,89	-2,15	4,57	-14,55	16,52	287,00
Effet structurel (2006-2008)	-10,79	-4,25	54,28	-857,96	10,96	287,00
Effet compétitif (2006-2008)	8,73	1,97	54,23	-14,33	854,73	287,00

Table 3.D.4: Statistiques descriptives sur la période 2009-2012 (Phase II)

	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Min	Max	N
ZE avec pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2009-2012)	-0,48	-0,15	4,16	-12,25	9,11	45,00
Effet structurel (2009-2012)	-2,64	-1,42	6,80	-27,65	6,51	45,00
Effet compétitif (2009-2012)	2,14	2,26	5,96	-9,57	19,81	45,00
ZE sans pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2009-2012)	-1,28	-1,34	4,79	-16,37	17,30	242,00
Effet structurel (2009-2012)	-9,22	-2,63	48,20	-671,68	11,89	242,00
Effet compétitif (2009-2012)	7,77	0,43	48,98	-15,76	684,24	242,00
Total						
Écart de taux de croissance (2009-2012)	-1,15	-1,18	4,70	-16,37	17,30	287,00
Effet structurel (2009-2012)	-8,19	-2,27	44,40	-671,68	11,89	287,00
Effet compétitif (2009-2012)	6,89	0,91	45,07	-15,76	684,24	287,00

Table 3.D.5: Statistiques descriptives sur la période 2013-2018 (Phase III)

	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Min	Max	N
ZE avec pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2013-2018)	-0,01	-1,04	6,60	-13,43	14,56	44,00
Effet structurel (2013-2018)	-6,76	-5,65	11,40	-50,35	13,61	44,00
Effet compétitif (2013-2018)	6,72	4,50	10,90	-11,37	52,26	44,00
ZE sans pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2013-2018)	-4,20	-4,17	6,64	-26,58	17,18	243,00
Effet structurel (2013-2018)	-14,27	-7,60	28,79	-269,42	10,28	243,00
Effet compétitif (2013-2018)	9,94	3,94	29,01	-16,59	266,08	243,00
Total						
Écart de taux de croissance (2013-2018)	-3,55	-3,78	6,79	-26,58	17,18	287,00
Effet structurel (2013-2018)	-13,12	-7,48	26,99	-269,42	13,61	287,00
Effet compétitif (2013-2018)	9,45	4,01	27,04	-16,59	266,08	287,00

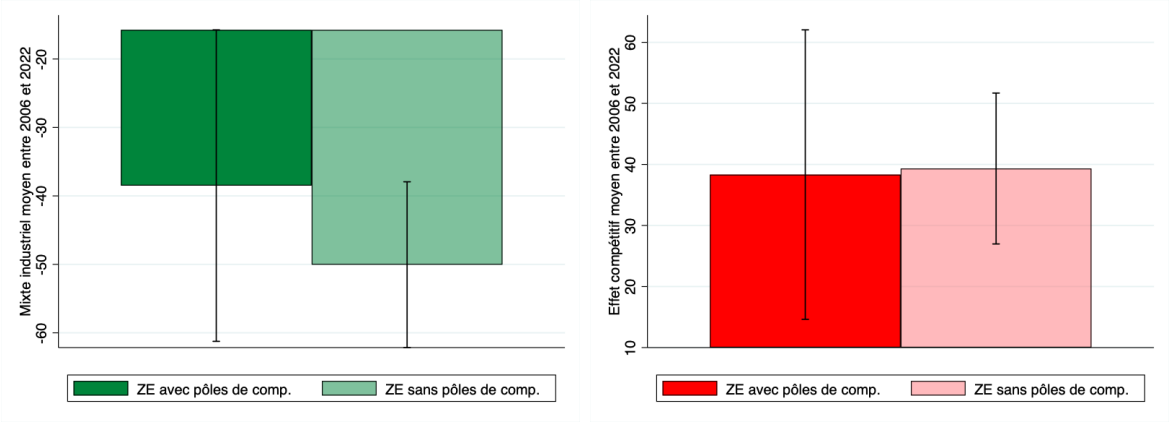
Table 3.D.6: Statistiques descriptives sur la période 2019-2022 (Phase IV)

	Moyenne	Médiane	Ecart-type	Min	Max	N
ZE avec pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2019-2022)	0,28	0,59	4,23	-8,46	11,16	43,00
Effet structurel (2019-2022)	-5,65	-2,95	13,54	-83,59	7,45	43,00
Effet compétitif (2019-2022)	5,90	3,31	13,05	-9,01	79,66	43,00
ZE sans pôle de compétitivité						
Écart de taux de croissance (2019-2022)	-1,58	-1,64	5,27	-18,66	17,06	244,00
Effet structurel (2019-2022)	-8,92	-6,12	11,87	-109,73	15,64	244,00
Effet compétitif (2019-2022)	7,27	4,69	12,45	-10,83	109,77	244,00
Total						
Écart de taux de croissance (2019-2022)	-1,30	-1,39	5,17	-18,66	17,06	287,00
Effet structurel (2019-2022)	-8,43	-5,53	12,17	-109,73	15,64	287,00
Effet compétitif (2019-2022)	7,06	4,56	12,53	-10,83	109,77	287,00



Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf. La ligne horizontale représente le taux de croissance de l'emploi dans le territoire de référence pour les deux périodes considérées.

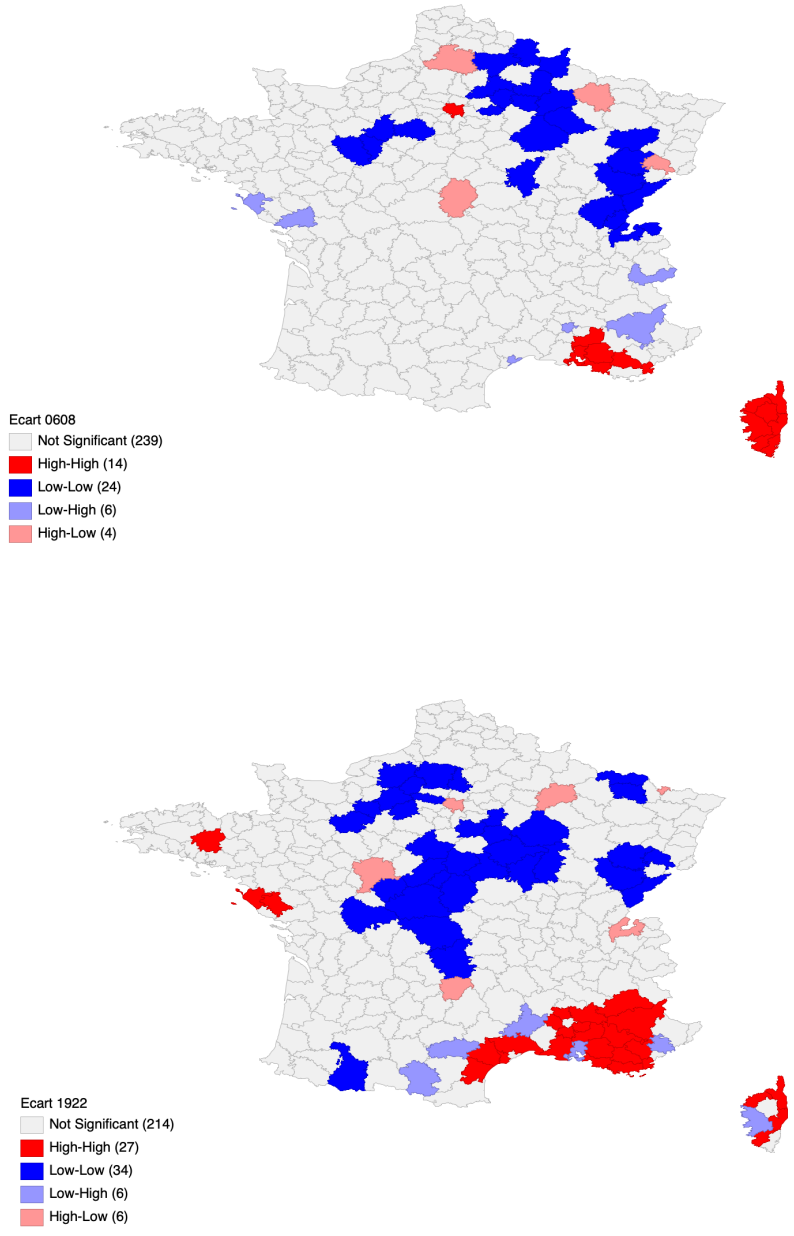
Figure 3.D.1: Taux de croissance de l'emploi moyen dans la Phase I (gauche) et Phase IV (droite).



Sources: Calculs de l'auteure en utilisant les données de l'Urssaf.
Note : Nous avons effectué un test t de Student pour vérifier si la différence de l'effet structurel entre les zones avec pôles et sans pôles est statistiquement significative. L'hypothèse nulle testée est l'absence de différence entre les deux groupes. La p-value obtenue est de 0,44. Par conséquent, nous ne rejetons pas l'hypothèse nulle et concluons qu'il n'y a pas de différence significative entre les zones avec pôles et sans pôles en matière d'effet structurel.

Figure 3.D.2: Effets structurel et compétitif moyens entre les ZE accueillant un pôle et celles n'en accueillant pas

3.E LISA, Tests de Moran et tests de Lagrange



Sources : Calculs de Geoda.

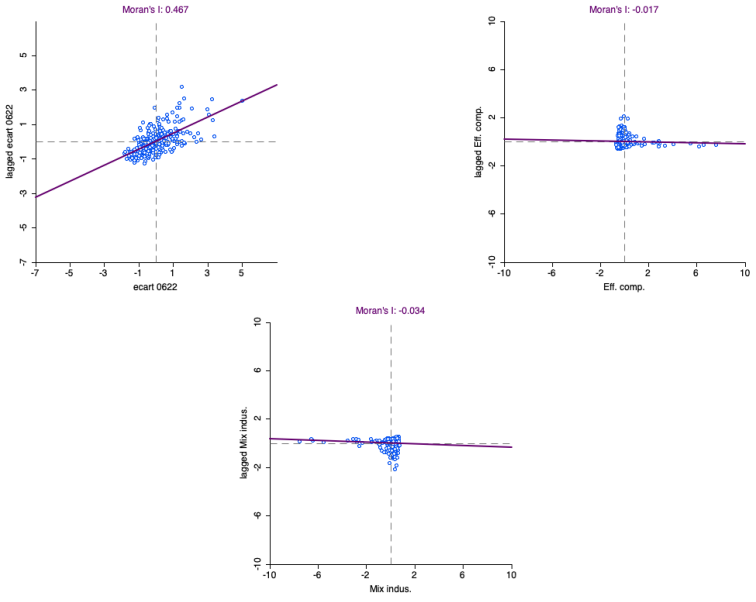
Figure 3.E.1: Cartes de LISA clusters sur la phase I (gauche) et phase IV (droite)

Nous utilisons la statistique de Moran (1948) pour tester l'auto-corrélation spatiale dans nos données. Cette statistique est la suivante :

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij}(x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_0} \Bigg/ \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}{N} \tag{3.6}$$

avec $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$, $\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_i x_i$, w_{ij} le poids correspondant au coefficient situé sur la i-ème ligne de la j-ème colonne de la matrice de voisinage, x_i la valeur de la série testée pour l'individu i, x_j la valeur de la série testée pour l'individu j et $\bar{x}$ la moyenne de x.

L'hypothèse nulle H_0 est celle de la non auto-corrélation et son rejet suggère la présence d'une auto-corrélation spatiale. Le test est sensible à la matrice de poids considérée, c'est pourquoi nous effectuons le test en utilisant la matrice de proximité basée sur les frontières *"queen"*. Les résultats des tests de Moran indiquent que nous rejetons l'hypothèse nulle d'indépendance spatiale uniquement pour l'écart de croissance.



Sources : Calculs de Geoda.

Figure 3.E.2: Test de Moran sur l'écart de croissance, l'effet structurel et l'effet compétitif entre 2006 et 2022

Table 3.E.1: Résultats des tests spatiaux pour les modèles LM

	2006-2022		**Phase I**		**Phase II**		**Phase III**		**Phase IV**	
	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
Test RSerr	0,9297	1,4083	1,9581	1,8055	0,0010047	0,011701	0,72447	1,4012	2,3258	0,21688
	(0,3349)	(0,2353)	(0,1617)	(0,179)	(0,9747)	(0,9139)	(0,3947)	(0,2365)	(0,1272)	(0,6414)
Test RSlag	0,20489	0,34287	1,4829	1,4728	0,0019569	0,020897	0,52802	0,73228	0,60042	0,12715
	(0,6508)	(0,5582)	(0,2233)	(0,2249)	(0,9647)	(0,8851)	(0,4674)	(0,3921)	(0,4384)	(0,7214)
Test RSerr*	1,551	1,9782	0,57631	0,35967	0,072314	0,01016	0,23399	1,1295	4,9852	0,11126
	(0,213)	(0,1596)	(0,4478)	(0,5487)	(0,788)	(0,9197)	(0,6286)	(0,2879)	(0,02557)	(0,7387)
Test RSlag*	0,8262	0,91278	0,10106	0,02699	0,073266	0,019356	0,037538	0,46058	3,25980	0,021538
	(0,3634)	(0,3394)	(0,7506)	(0,8695)	(0,7866)	(0,8893)	(0,8464)	(0,4974)	(0,0710)	(0,8833)
Test	1,7559	2,3211	2,0592	1,8325	0,074271	0,031057	0,76201	1,8618	5,5856	0,23841
SARMA	(0,4156)	(0,3133)	(0,3572)	(0,4)	(0,9635)	(0,9846)	(0,6832)	(0,3942)	(0,06125)	(0,8876)

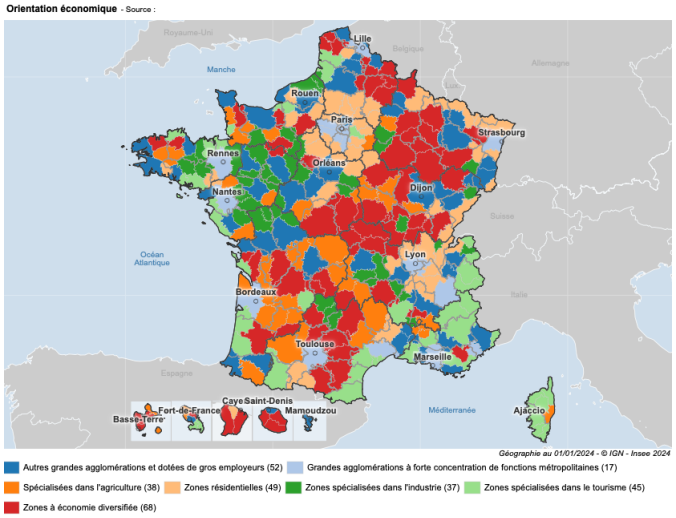
Notes : Les chiffres entre parenthèses correspondent aux p-values des différents tests. Les modèles 1 sont les modèles avec l'effet structurel et les modèles 2 sont les modèles avec l'effet compétitif

Table 3.E.2: Résultats des tests spatiaux pour les modèles SUR

	2006-2022	Phase I	Phase II	Phase III	Phase IV
Test LM-SUR-SLM	0,15367 (0,926)	0,78056 (0,6769)	0,0042815 (0,9979)	0,35132 (0,8389)	0,20269 (0,9036)
Test LM-SUR-SEM	0,59727 (0,7418)	0,94283 (0,6241)	0,00082688 (0,9996)	0,53362 (0,7658)	0,63166 (0,7292)
Test LM*-SUR-SLM	0,91107 (0,6341)	0,061826 (0,9696)	0,030194 (0,985)	0,18934 (0,9097)	1,3616 (0,5062)
Test LM*-SUR-SEM	1,3547 (0,508)	0,2241 (0,894)	0,02674 (0,9867)	0,37164 (0,8304)	1,7905 (0,4085)
Test LM*-SUR-SARAR	1,5083 (0,8252)	1,0047 (0,9091)	0,031021 (0,9999)	0,72296 (0,9485)	1,9932 (0,737)

Notes : Les chiffres entre parenthèses correspondent aux p-values des différents tests. Les modèles 1 sont les modèles avec l'effet structurel et les modèles 2 sont les modèles avec l'effet compétitif.

3.F Classification INSEE de l'orientation économique des zones d'emploi françaises



Sources : Calcul de l'INSEE basé sur les données des recensements de la population de 2016 et 2017, les données Clap (Connaissance locale de l'appareil productif) de 2015 et l'enquête de 2019 sur l'utilisation des hébergements touristiques.

Figure 3.F.1: Classification de l'INSEE en fontion de l'orientation économique des zones d'emploi 2020

3.G Estimation des écarts de croissance sur les différentes phases

Table 3.G.1: Résultats pour la phase I (2006-2008)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Effet structurel (2006-2008)	0,002	0,002			0,002	0,002		
	(0,005)	(0,002)			(0,005)	(0,002)		
Présence de PC (label. 2009)	-0,918	-0,873	-0,942	-0,902				
	(0,835)	(0,729)	(0,835)	(0,730)				
Autres grandes agglomérations et dotées de gros employeurs	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)
Grandes agglomérations à forte concentration de fonctions métropolitaines	3,689***	3,684***	3,758***	3,753***	3,626***	3,613***	3,718***	3,708***
	(1,189)	(1,094)	(1,188)	(1,096)	(1,205)	(1,100)	(1,197)	(1,105)
Spécialisées dans l'agriculture	-2,437**	-2,409***	-2,419**	-2,394***	-2,453**	-2,429***	-2,433**	-2,411***
	(0,992)	(0,849)	(0,992)	(0,847)	(0,994)	(0,851)	(0,993)	(0,847)
Zones résidentielles	-3,277***	-3,308***	-3,257***	-3,284***	-3,297***	-3,328***	-3,274***	-3,302***
	(0,910)	(0,709)	(0,910)	(0,708)	(0,912)	(0,710)	(0,912)	(0,709)
Zones spécialisées dans l'industrie	-3,160***	-3,162***	-3,136***	-3,138***	-3,178***	-3,183***	-3,153***	-3,158***
	(0,954)	(0,933)	(0,954)	(0,932)	(0,956)	(0,935)	(0,956)	(0,933)
Zones spécialisées dans le tourisme	0,765	0,771	0,787	0,792	0,748	0,751	0,771	0,774
	(0,923)	(1,051)	(0,922)	(1,051)	(0,924)	(1,053)	(0,924)	(1,052)
Zones à économie diversifiée	-3,152***	-3,172***	-3,206***	-3,224***	-3,179***	-3,202***	-3,230***	-3,249***
	(0,853)	(0,658)	(0,852)	(0,656)	(0,857)	(0,661)	(0,856)	(0,659)
Effet compétitif (2006-2008)			0,003	0,003			0,004	0,004
			(0,005)	(0,003)			(0,005)	(0,004)
Présence de PC (label. 2009)=0					0,000	0,000	0,000	0,000
					(.)	(.)	(.)	(.)
Présence de PC (label. 2009)=1					-0,853	-0,801	-0,894	-0,850
					(0,860)	(0,749)	(0,854)	(0,749)
Présence de PC (label. 2009)=0 × Effet structurel (2006-2008)					0,000	0,000		
					(.)	(.)		
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet structurel (2006-2008)					0,005	0,006		
					(0,015)	(0,009)		
Présence de PC (label. 2009)=0 × Effet compétitif (2006-2008)							0,000	0,000
							(.)	(.)
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet compétitif (2006-2008)							-0,004	-0,005
							(0,015)	(0,007)
Constant	-0,031	-0,169	-0,102	-0,224	-0,024	-0,154	-0,095	-0,209
	(0,746)	(0,503)	(0,746)	(0,502)	(0,746)	(0,503)	(0,746)	(0,502)
Effets spatiaux								
Présence de PC (label. 2009)	-0,940		-0,829		-0,890		-0,785	
	(1,795)		(1,794)		(1,802)		(1,802)	
Correction des écarts-types	Robust	Cluster	Robust	Cluster	(Robust	Robust	Cluster	Robust
N	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
ll	-813,137	-813,274	-813,004	-813,110	-813,086	-813,208	-812,968	-813,063
r2_p	0,188		0,188		0,188		0,189	

Les écarts-types sont entre parenthèses.

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Table 3.G.2: Résultats pour la phase II (2009-2012)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Effet structurel (2009-2012)	-0,010*	-0,010			-0,011*	-0,011		
	(0,006)	(0,008)			(0,006)	(0,008)		
Présence de PC (label. 2009)	-1,191	-1,185*	-1,158	-1,159*				
	(0,880)	(0,705)	(0,868)	(0,695)				
Autres grandes agglomérations et dotées de gros employeurs	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)
Grandes agglomérations à forte concentration de fonctions métropolitaines	3,749***	3,748***	3,694***	3,694***	3,299***	3,299***	3,649***	3,648***
	(1,251)	(0,820)	(1,234)	(0,807)	(1,268)	(0,789)	(1,233)	(0,806)
Spécialisées dans l'agriculture	-0,975	-0,971	-0,999	-0,999	-0,840	-0,839	-1,016	-1,015
	(1,046)	(1,162)	(1,031)	(1,142)	(1,042)	(1,158)	(1,030)	(1,143)
Zones résidentielles	-2,865***	-2,869***	-2,853***	-2,853***	-2,737***	-2,738***	-2,869***	-2,871***
	(0,959)	(0,853)	(0,945)	(0,844)	(0,956)	(0,847)	(0,944)	(0,844)
Zones spécialisées dans l'industrie	-0,433	-0,434	-0,750	-0,750	-0,285	-0,285	-0,768	-0,769
	(1,026)	(0,935)	(1,012)	(0,921)	(1,024)	(0,931)	(1,011)	(0,922)
Zones spécialisées dans le tourisme	0,136	0,137	0,134	0,134	0,244	0,244	0,138	0,138
	(0,972)	(0,963)	(0,958)	(0,950)	(0,968)	(0,958)	(0,957)	(0,949)
Zones à économie diversifiée	-3,379***	-3,382***	-3,358***	-3,358***	-3,140***	-3,140***	-3,388***	-3,389***
	(0,897)	(0,779)	(0,885)	(0,768)	(0,902)	(0,758)	(0,884)	(0,772)
Effet compétitif (2009-2012)			0,019***	0,019***			0,019***	0,019***
			(0,006)	(0,003)			(0,006)	(0,003)
Présence de PC (label. 2009)=0					0,000	0,000	0,000	0,000
					(.)	(.)	(.)	(.)
Présence de PC (label. 2009)=1					-0,483	-0,483	-1,349	-1,346**
					(0,957)	(0,731)	(0,898)	(0,665)
Présence de PC (label. 2009)=0 × Effet structurel (2009-2012)					0,000	0,000		
					(.)	(.)		
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet structurel (2009-2012)					0,182*	0,182**		
					(0,100)	(0,079)		
Présence de PC (label. 2009)=0 × Effet compétitif (2009-2012)							0,000	0,000
							(.)	(.)
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet compétitif (2009-2012)							0,088	0,088
							(0,108)	(0,081)
Constant	0,071	0,052	0,037	0,039	-0,082	-0,083	0,063	0,056
	(0,784)	(0,596)	(0,773)	(0,587)	(0,784)	(0,585)	(0,773)	(0,587)
Effets spatiaux								
Présence de PC (label. 2009)	-0,130		0,011		-0,004		-0,052	
	(1,891)		(1,865)		(1,881)		(1,864)	
Correction des écarts-types	Robust	Cluster	Robust	Cluster	(Robust	Robust	Cluster	Robust
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
Log Likelihood	-828,053	-828,055	-824,087	-824,087	-826,401	-826,401	-823,756	-823,756
R^2 ajusté	0,147		0,170		0,157		0,172	

Les écarts-types sont entre parenthèses.
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Table 3.G.3: Résultats pour la phase III (2013-2018)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
Effet structurel (2013-2018)	0,020	0,020			0,018	0,018		
	(0,013)	(0,016)			(0,013)	(0,016)		
Présence de PC (label. 2014)	0,251	0,194	0,514	0,453				
	(1,244)	(1,000)	(1,237)	(0,984)				
Autres grandes agglomérations et dotées de gros employeurs	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)
Grandes agglomérations à forte concentration de fonctions métropolitaines	6,725***	6,730***	6,813***	6,818***	6,192***	6,191***	6,764***	6,770***
	(1,733)	(1,560)	(1,721)	(1,524)	(1,797)	(1,646)	(1,721)	(1,489)
Spécialisées dans l'agriculture	-2,631*	-2,662*	-2,613*	-2,646*	-2,656*	-2,684*	-2,592*	-2,626*
	(1,450)	(1,477)	(1,442)	(1,500)	(1,447)	(1,477)	(1,441)	(1,503)
Zones résidentielles	-4,662***	-4,636***	-4,318***	-4,291***	-4,654***	-4,631***	-4,316***	-4,287***
	(1,329)	(1,144)	(1,325)	(1,134)	(1,327)	(1,142)	(1,324)	(1,137)
Zones spécialisées dans l'industrie	-2,553*	-2,551**	-2,902**	-2,901**	-2,582*	-2,581**	-2,861**	-2,860**
	(1,397)	(1,295)	(1,387)	(1,255)	(1,395)	(1,292)	(1,387)	(1,260)
Zones spécialisées dans le tourisme	0,853	0,842	0,914	0,902	0,852	0,842	0,918	0,905
	(1,347)	(1,414)	(1,339)	(1,397)	(1,344)	(1,403)	(1,338)	(1,405)
Zones à économie diversifiée	-4,795***	-4,783***	-4,815***	-4,804***	-4,820***	-4,810***	-4,769***	-4,757***
	(1,251)	(1,188)	(1,243)	(1,215)	(1,249)	(1,187)	(1,244)	(1,219)
Effet compétitif (2013-2018)			0,031**	0,031*			0,030**	0,030*
			(0,013)	(0,016)			(0,013)	(0,016)
Présence de PC (label. 2014)=0					0,000	0,000	0,000	0,000
					(.)	(.)	(.)	(.)
Présence de PC (label. 2014)=1					1,026	0,981	0,120	0,061
					(1,431)	(1,233)	(1,346)	(1,083)
Présence de PC (label. 2014)=0 × Effet structurel (2013-2018)					0,000	0,000		
					(.)	(.)		
Présence de PC (label. 2014)=1 × Effet structurel (2013-2018)					0,092	0,093		
					(0,085)	(0,088)		
Présence de PC (label. 2014)=0 × Effet compétitif (2013-2018)							0,000	0,000
							(.)	(.)
Présence de PC (label. 2014)=1 × Effet compétitif (2013-2018)							0,063	0,062
							(0,085)	(0,061)
Constant	-1,581	-1,441	-2,214**	-2,065**	-1,579	-1,453	-2,227**	-2,070**
	(1,109)	(0,941)	(1,099)	(0,916)	(1,107)	(0,934)	(1,098)	(0,917)
Effets spatiaux								
Présence de PC (label. 2014)	0,934		1,000		0,840		1,054	
	(2,687)		(2,672)		(2,683)		(2,670)	
Correction des écarts-types	Robust	Cluster	Robust	Cluster	(Robust	Robust	Cluster	Robust
Nombre d'observation	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000	287.000
Log Likelihood	-921,108	-921,168	-919,467	-919,537	-920,516	-920,565	-919,195	-919,272
R^2 ajusté	0,219		0,228		0,222		0,229	

Les écarts-types sont entre parenthèses.

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Table 3.G.4: Résultats pour la phase IV (2019-2022)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Effet structurel (2019-2022)	0,039*				
	(0,020)				
Présence de PC (label. 2019)	0,617	0,241	0,144		
	(0,860)	(0,941)	(1,005)		
Autres grandes agglomérations et dotées de gros employeurs	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	(.)	(.)	(.)	(.)	(.)
Grandes agglomérations à forte concentration de fonctions métropolitaines	0,494	1,368	1,434	1,291	1,354
	(1,131)	(1,307)	(1,512)	(1,306)	(1,528)
Spécialisées dans l'agriculture	-0,770	-1,461	-1,484	-1,330	-1,351
	(0,927)	(1,047)	(1,119)	(1,053)	(1,127)
Zones résidentielles	-2,681***	-3,484***	-3,449***	-3,330***	-3,294***
	(0,870)	(0,968)	(0,960)	(0,978)	(0,971)
Zones spécialisées dans l'industrie	-2,780***	-4,577***	-4,597***	-4,494***	-4,513***
	(0,966)	(1,021)	(1,049)	(1,022)	(1,058)
Zones spécialisées dans le tourisme	1,938**	1,982**	1,971*	2,073**	2,064*
	(0,919)	(0,997)	(1,073)	(0,999)	(1,080)
Zones à économie diversifiée	-1,635**	-2,866***	-2,867***	-2,668***	-2,667***
	(0,806)	(0,916)	(0,958)	(0,934)	(0,980)
Effet compétitif (2019-2022)		0,102***	0,101***	0,112***	0,111***
		(0,022)	(0,031)	(0,023)	(0,036)
Présence de PC (label. 2019)=0				0,000	0,000
				(.)	(.)
Présence de PC (label. 2019)=1				0,718	0,631
				(1,050)	(1,088)
Présence de PC (label. 2019)=0 × Effet compétitif (2019-2022)				0,000	0,000
				(.)	(.)
Présence de PC (label. 2019)=1 × Effet compétitif (2019-2022)				-0,060	-0,060
				(0,059)	(0,064)
Constant	0,852	-0,654	-0,487	-0,834	-0,678
	(0,718)	(0,807)	(0,790)	(0,825)	(0,818)
Effets spatiaux					
Présence de PC (label. 2019)	-0,769	1,100		1,050	
	(1,784)	(2,126)		(2,123)	
Ecart de taux de croissance (2019-2022)	0,665***				
	(0,090)				
Ecart de taux de croissance (2019-2022)	-0,593***				
	(0,180)				
Correction des écarts-types	Robust	Robust	Cluster	Robust	Cluster
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
Log Likelihood	-828,375	-833,296	-833,430	-832,776	-832,898
R^2 ajusté	0,277	0,268		0,270	

Les écarts-types sont entre parenthèses.

* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

3.H Estimation SUR

Table 3.H.1: Résultats sur la période totale et les différentes phases

	(2006-2022)	(Phase I)	(Phase II)	(Phase III)	(Phase IV)
Effet structurel (2006-2022)	-0,016**				
	(0,007)				
Présence de PC (label. 2009)	-1,643	-0,889	-1,183		
	(3,192)	(0,831)	(0,875)		
Effet structurel (2006-2008)		-0,001			
		(0,003)			
Effet structurel (2009-2012)			-0,014***		
			(0,004)		
Effet structurel (2013-2018)				-0,005	
				(0,010)	
Présence de PC (label. 2014)				0,328	
				(1,233)	
Effet structurel (2019-2022)					-0,029*
					(0,017)
Présence de PC (label. 2019)					0,222
					(0,952)
Constant	-2,435	-0,197	0,046	-1,778*	-0,155
	(2,689)	(0,697)	(0,733)	(1,027)	(0,762)
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
R^2 ajusté	0,32	0,18	0,14	0,20	0,19
Effet compétitif (2006-2022)	0,016**				
	(0,007)				
Présence de PC (label. 2009)	-1,620	-0,888	-1,166		
	(3,143)	(0,831)	(0,862)		
Effet compétitif (2006-2008)		0,001			
		(0,003)			
Présence de PC (label. 2014)				(0,328)	
				(1,225)	
Effet compétitif (2009-2012)			0,014***		
			(0,004)		
Effet compétitif (2013-2018)				0,006	
				(0,009)	
Effet compétitif (2019-2022)					0,034**
					(0,016)
Présence de PC (label. 2019)					0,211
					(0,923)
Constant	-2,397	-0,196	0,045	-1,776*	-0,176
	(2,645)	(0,696)	(0,723)	(1,019)	(0,738)
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
R^2 ajusté	0,34	0,18	0,16	0,21	0,24

Les écarts-types sont entre parenthèses.
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Table 3.H.2: Résultats sur la période totale et les différentes phases avec interaction

	(2006-2022)	(Phase I)	(Phase II)	(Phase III)	(Phase IV)
Effet structurel (2006-2022)	-0,016**				
	(0,008)				
Effet structurel (2006-2008)		-0,001			
		(0,003)			
Effet structurel (2009-2012)			-0,014***		
			(0,005)		
Effet structurel (2013-2018)				-0,005	
				(0,010)	
Présence de PC (label. 2009)=1	-1,703	-0,861	-1,149		
	(3,278)	(0,840)	(0,878)		
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet structurel (2006-2022)	-0,001				
	(0,019)				
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet structurel (2006-2008)		0,002			
		(0,010)			
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet structurel (2009-2012)			0,009		
			(0,031)		
Présence de PC (label. 2014)=1				0,368	
				(1,278)	
Présence de PC (label. 2014)=1 × Effet structurel (2013-2018)	0,005				
	(0,040)				
Présence de PC (label. 2019)=1 × Effet structurel (2019-2022)					-0,0146
					(0,043)
Constant	-2,429	-0,190	0,040	-1,772*	-0,059
	(2,693)	(0,697)	(0,729)	(1,025)	(0,656)
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
R^2 ajusté	0,32	0,18	0,14	0,20	0,19
Effet compétitif (2006-2022)	0,016**				
	(0,008)				
Effet compétitif (2006-2008)		0,000			
		(0,003)			
Effet compétitif (2009-2012)			0,013		
			(0,005)		
Effet compétitif (2013-2018)				0,005	
				(0,010)	
Effet compétitif (2019-2022)					(0,036)
					(0,016)
Présence de PC (label. 2009)=1	-1,672	-0,864	-1,150		
	(3,198)	(0,837)	(0,864)		
Présence de PC (label. 2014)=1				0,342	
				(1,252)	
Présence de PC (label. 2019)=1					(0,0392)
					(0,391)
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet compétitif (2006-2022)	-1,672				
	(3,19)				
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet compétitif (2006-2008)		-0,002			
		(0,009)			
Présence de PC (label. 2009)=1 × Effet compétitif (2009-2012)			-0,006		
			(0,0334)		
Présence de PC (label. 2014)=1 × Effet compétitif (2013-2018)				-0,002	
				(0,040)	
Présence de PC (label. 2019)=1 × Effet compétitif (2019-2022)					-0,014
					(0,043)
Constant (2006-2022)	-2,393	-0,190	0,045	-1,772*	-0,107
	(2,648)	(0,697)	(0,722)	(1,018)	(0,653)
Nombre d'observation	287,000	287,000	287,000	287,000	287,000
R^2 ajusté	0,34	0,18	0,16	0,21	0,24

Les écarts-types sont entre parenthèses.
* $p < 0,10$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,01$

Conclusion générale

Cette thèse s'inscrit dans les domaines de l'économie régionale, des déséquilibres macroéconomiques et du développement économique des territoires, en portant un accent particulier au secteur industriel français. Elle vise à éclairer le rôle de la structure productive et des différentes formes de proximité qui influencent les relations entre acteurs dans l'évaluation des performances économiques territoriales. Elle accorde en outre une attention spéciale à la politique des pôles de compétitivité en tant que politique territoriale et à son impact sur le développement économique local.

Dans le premier chapitre, nous nous intéressons aux causes des divergences de compte courant entre les pays de la zone euro entre 1997 et 2018. A l'aide d'un modèle économétrique de données de panel, du recours à l'analyse Bayésienne et de l'élaboration d'une base de données la plus exhaustive possible, nous construisons l'évolution des contributions de chacune des variables retenues aux écarts de comptes courants. Les résultats soulignent un échec du processus de convergence réelle entre les pays malgré une réduction des écarts pour l'Italie et l'Espagne en début de période. Le niveau de développement économique reste un des principaux facteurs de divergence des comptes courants entre les pays. Bien qu'une partie des disparités échappe au contrôle des autorités européennes— comme les dynamiques démographiques ou de l'environnement international— celles-ci pourraient s'appuyer sur des politiques fiscales redistributives et des investissements ciblés pour favoriser la convergence

réelle.

Dans le deuxième chapitre, nous cherchons à déterminer le rôle de la proximité cognitive entre les entreprises du système productif français, en particulier dans le secteur industriel où la diffusion des connaissances est cruciale pour l'innovation. En utilisant les données d'entreprises du fichier FLORES (Fichier localisé des rémunérations et de l'emploi salarié), qui fournit des informations sur la localisation géographique et sectorielle des établissements en France métropolitaine, nous estimons un modèle d'économétrie spatiale de Durbin pour analyser la dynamique du taux de croissance de l'emploi entre 2016 et 2020. Les résultats mettent en évidence le rôle crucial de la proximité socio-économique, en complément de la proximité géographique, dans la croissance de l'emploi : les connaissances se diffusent plus facilement et efficacement entre acteurs proches sur le plan cognitif. L'impact de la variété reliée sur les performances économiques des territoires devient plus significatif lorsque le niveau de cette variété est élevé. Lorsque l'on ne considère que les établissements appartenant à la base compétitive les résultats ne révèlent aucun effet d'une diffusion plus rapide des connaissances entre les entreprises industrielles. Ces résultats suggèrent que le secteur industriel n'est pas plus propice que les autres secteurs à la diffusion de connaissance.

Enfin, le troisième chapitre vise à évaluer l'impact de la politique des pôles de compétitivité, mise en place depuis 2004, sur les performances économiques locales des zones d'emploi. Nous construisons des écarts de croissance de l'emploi à la moyenne nationale, ce qui nous permet de comparer les zones d'emploi par rapport à une valeur commune, mais aussi de nous intéresser à la convergence des territoires. Après avoir décomposé les performances locales en effets structurels et compétitifs, nous menons une étude comparative entre les zones bénéficiant d'un pôle de compétitivité et celles qui n'en bénéficient pas. Malgré des différences statistiques en termes de taux de croissance de l'emploi, les modèles économétriques

ne montrent pas d'effet significatif de la présence de ces pôles. Les pôles de compétitivité ne semblent pas avoir conduit à de meilleures performances économiques, ni à une meilleure convergence des territoires métropolitains.

Au-delà des contributions économiques à la littérature et des implications en termes de politique économique auxquelles nos résultats conduisent, la thèse présentée s'est efforcée de mobiliser plusieurs méthodologies, chacune adaptée aux questions de recherche des différents chapitres. Ainsi, des méthodes statistiques comme un modèle bayésien ou la méthode structurelle-résiduelle (*shift-share*) nous ont permis, dans le premier et le troisième chapitres, d'identifier statistiquement les variables les plus pertinentes, mais aussi de décomposer les variables explicatives afin d'isoler les effets particuliers. Plusieurs méthodes économétriques sont également mobilisées tout au long de la thèse. Le premier chapitre utilise des méthodes d'estimation de données de panel pour prendre en compte aussi bien les tendances temporelles que celles individuelles des mécanismes macroéconomiques à l'œuvre dans l'estimation des comptes courants. Le deuxième chapitre, quant à lui, applique les modèles d'économétrie spatiale (modèle de Durbin) sur des données d'entreprises afin de prendre en compte l'auto-corrélation spatiale présente dans les phénomènes économiques au niveau territorial. Enfin, le troisième chapitre teste différentes méthodes économétriques, en particulier les modèles SUR (*seemingly unrelated regression*), pour prendre en compte l'interdépendance de différentes équations dans l'estimation globale de la dynamique de la croissance de l'emploi.

Plusieurs extensions des chapitres de cette thèse peuvent être envisagées. Dans le chapitre 2, il serait pertinent d'examiner d'autres périmètres géographiques, tels que les établissements publics de coopération intercommunale (EPCI). Ces structures administratives représentent un domaine d'action pour les politiques territoriales, et l'intégration de ces périmètres perme-

ttrait de vérifier si les mécanismes économiques identifiés, tels que l'importance des proximités géographiques et cognitives, s'appliquent également dans un contexte d'action politique concret. De plus, les relations au sein du secteur industriel pourraient être analysées sous un angle différent. Il serait ainsi possible de considérer d'autres approches pour évaluer les proximités socio-économiques, ce qui nécessiterait l'utilisation de nouveaux types de données. Par exemple, la proximité entre deux produits pourrait être examinée par la part commune des biens intermédiaires utilisés dans leur production. Une autre option serait de mener des enquêtes ou entretiens semi-directifs auprès des entreprises pour explorer la manière dont ils perçoivent la nature et l'intensité de leurs relations avec d'autres entreprises. Enfin, comme mentionné dans l'introduction, la mesure de la proximité géographique pourrait être étendue au-delà de la simple distance à vol d'oiseau. Un prolongement du travail pourrait inclure l'analyse de différentes matrices de proximité pour mieux comprendre les relations socio-économiques entre les individus et, par conséquent, définir plus précisément le périmètre pertinent pour l'action des politiques publiques.

Concernant le chapitre 3, la variable d'indicateur de présence d'un pôle de compétitivité pourrait ne pas permettre d'isoler de manière précise l'impact macro-territorial sur les performances économiques des territoires. Une extension possible de ce chapitre serait d'interroger directement les parties prenantes de la politique sur le périmètre d'action de leur pôle. Ceci pourrait fournir une compréhension plus détaillée des effets locaux et permettre de mieux saisir les spécificités de chaque pôle ainsi que leur intégration dans le territoire. Par ailleurs, nous avons utilisé la croissance de l'emploi comme indicateur des performances économiques, mais d'autres composantes peuvent être explorées telles que l'attractivité et la résilience économique. Une extension de l'étude pourrait donc inclure l'analyse de l'impact de la PPC sur des variables démographiques, la spécialisation territoriale, des mesures d'inégalité économique ou encore le taux de chômage.

Bibliography

Abdel Fattah, Lara, & Amdaoud, Mounir. 2022. La résilience des territoires français face à la crise: une première évaluation de l'ampleur du choc. *Revue d'économie industrielle*, 9–42.

Aghion, Philippe. 2018. Innovation and growth from a Schumpeterian perspective. *Revue d'économie politique*, 693–711.

Almunia, Miguel, Antràs, Pol, Lopez-Rodriguez, David, & Morales, Eduardo. 2021. Venting out: Exports during a domestic slump. *American Economic Review*, **111**(11), 3611–3662.

Anselin, Luc. 1995. Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, **27**(2), 93–115.

Anselin, Luc. 2013. *Spatial econometrics: methods and models*. Vol. 4. Springer Science & Business Media.

Anselin, Luc, & Bera, Anil K. 1998. Introduction to spatial econometrics. *Handbook of applied economic statistics*, **237**(5).

Arghyrou, Michael G, & Chortareas, Georgios. 2008. Current account imbalances and real exchange rates in the euro area. *Review of International Economics*, **16**(4), 747–764.

Arrow, Kenneth J. 1962. The economic implications of learning by doing. *The review of economic studies*, **29**(3), 155–173.

Artige, Lionel, & Van Neuss, Leif. 2014. A new shift-share method. *Growth and change*, **45**(4), 667–683.

Askenazy, Philippe, & Martin, Philippe. 2015. Promouvoir l'égalité des chances à travers le territoire. *Les notes du conseil d'analyse économique*, 1–12.

Attaran, Mohsen. 1986. Industrial diversity and economic performance in US areas. *The Annals of Regional Science*, **20**(2), 44–54.

Aubert, Patrick, & Sillard, Patrick. 2005. Offshoring and job losses in French industry. *Working Party on Statistics. Special Session on Globalisation, 14/11/2005.*

Audretsch, David B, & Belitski, Maksim. 2020a. The limits to collaboration across four of the most innovative UK industries. *British Journal of Management*, **31**(4), 830–855.

Audretsch, David B, & Belitski, Maksim. 2020b. The role of R&D and knowledge spillovers in innovation and productivity. *European economic review*, **123**, 103391.

Autant-Bernard, Corinne. 2018. *Impacts économiques et territoriaux des pôles de compétitivité selon les territoires.* Ph.D. thesis, Eurolio; Technopolis Group.

Barrios, Thomas, Diamond, Rebecca, Imbens, Guido W, & Kolesár, Michal. 2012. Clustering, spatial correlations, and randomization inference. *Journal of the American Statistical Association*, **107**(498), 578–591.

Batóg, Barbara, & Batóg, Jacek. 2007. Shift-Share Analysis of Employment growth within the EU countries in 1999–2005. *Pages 45–54 of: Competitiveness of Labour Market. Economics and Competition Policy 8, Ch. Shift-share Analysis of Employment Growth within the EU Countries in 1999-2005.* University of Szczecin Szczecin.

Becattini, Giacomo. 2002. From Marshall's to the Italian "Industrial districts". A brief critical

reconstruction. *Pages 83–106 of: Complexity and industrial clusters: dynamics and models in theory and practice*. Springer.

Belke, Ansgar Hubertus, & Dreger, Christian. 2011. Current account imbalances in the euro area: Catching up or competitiveness? *Ruhr economic paper*.

Bellégo, Christophe et Dortet-Bernadet, Vincent. 2014. L'impact de la participation aux pôles de compétitivité sur les PME et les ETI. *Economie et statistique*, **471**(1), 65–83.

Ben Hassine, H, & Mathieu, Cl. 2017. Évaluation de la politique des pôles de compétitivité: la fin d'une malédiction. *Document de travail France Stratégie*, **3**.

Beugelsdijk, Sjoerd, & Van Schaik, Ton. 2005. Differences in social capital between 54 Western European regions. *Regional studies*, **39**(8), 1053–1064.

Bidet-Mayer, Thibaut, & Toubal, Louisa. 2013. *A quoi servent les filières?* La Fabrique de l'industrie.

Bishop, Paul, & Gripaios, Peter. 2010. Spatial externalities, relatedness and sector employment growth in Great Britain. *Regional Studies*, **44**(4), 443–454.

Blanchard, Olivier, & Giavazzi, Francesco. 2002. Current account deficits in the euro area: the end of the Feldstein-Horioka puzzle? *Brookings papers on economic activity*, **2002**(2), 147–209.

Blanchard, Olivier, & Milesi-Ferretti, Gian Maria. 2012. (Why) should current account balances be reduced? *IMF Economic Review*, **60**(1), 139–150.

Bonkosi, Elise Boekwa, Épaulard, Anne, & Lahellec, Loïc. 2024. Quel rebond local après des pertes d'emplois massives? *La note d'analyse de France Strategie*, **134**(4), 1–12.

Boschma, Ron. 2005. Proximity and innovation: a critical assessment. *Regional studies*, **39**(1), 61–74.

Boschma, Ron. 2017. Relatedness as driver of regional diversification: A research agenda. *Regional Studies*, **51**(3), 351–364.

Boschma, Ron, & Iammarino, Simona. 2009. Related variety, trade linkages, and regional growth in Italy. *Economic geography*, **85**(3), 289–311.

Boschma, Ron, Minondo, Asier, & Navarro, Mikel. 2012. Related variety and regional growth in Spain. *Papers in Regional Science*, **91**(2), 241–256.

Bottazzi, Laura, & Peri, Giovanni. 2003. Innovation and spillovers in regions: Evidence from European patent data. *European economic review*, **47**(4), 687–710.

Bouba-Olga, Olivier, & Grossetti, Michel. 2008. Socio-économie de proximité. *Revue d'économie régionale & urbaine*, 311–328.

Bouba-Olga, Olivier, & Grossetti, Michel. 2015. La métropolisation, horizon indépassable de la croissance économique? *Revue de l'OFCE*, 117–144.

Bourdin, Sébastien, *et al.* 2018. Géographie de la résilience des régions européennes face à la crise. *Région & Développement*, **48**, 1–19.

Brachert, Matthias, Kubis, Alexander, & Titze, Mirko. 2011. *Related variety, unrelated variety and regional functions: Identifying sources of regional employment growth in Germany from 2003 to 2008.* Tech. rept. IWH Discussion Papers.

Brissimis, Sophocles N, Hondroyiannis, George, Papazoglou, Christos, Tsaveas, Nicholas T, & Vasardani, Melina A. 2012. Current account determinants and external sustainability in periods of structural change. *Economic Change and Restructuring*, **45**(1), 71–95.

Brown, H James. 1969. Shift and share projections of regional economic growth: an empirical test. *Journal of regional science*, **9**(1).

Buck, TW. 1970. Shift and share analysis—A guide to regional policy? *Regional Studies*, **4**(4), 445–450.

Cainelli, Giulio, Ganau, Roberto, & Modica, Marco. 2019. Does related variety affect regional resilience? New evidence from Italy. *The Annals of Regional Science*, **62**, 657–680.

Calderon, Cesar, Chong, Alberto, & Loayza, Norman. 2000. Determinants of current account deficits in developing countries.

Calderón, César, Chong, Alberto, & Zanforlin, Luisa. 2007. Current account deficits in Africa: Stylized facts and basic determinants. *Economic Development and Cultural Change*, **56**(1), 191–221.

Capello, Roberta, & Faggian, Alessandra. 2005. Collective learning and relational capital in local innovation processes. *Regional studies*, **39**(1), 75–87.

Capello, Roberta, Caragliu, Andrea, & Fratesi, Ugo. 2015. Spatial heterogeneity in the costs of the economic crisis in Europe: are cities sources of regional resilience? *Journal of Economic Geography*, **15**(5), 951–972.

Carrara, Samuel, Bobba, Silvia, Blagoeva, Darina, Dias, Patricia Alves, Cavalli, Alessandro, Georgitzikis, Konstantinos, Grohol, Milan, Itul, Anca, Kuzov, Teodor, Latunussa, Cynthia EL, *et al.* 2023. *Supply chain analysis and material demand forecast in strategic technologies and sectors in the EU: A foresight study*. Publications Office of the European Union Luxembourg.

Carré, Denis, & Levratto, Nadine. 2009. Politique industrielle et PME: nouvelle politique et nouveaux outils? *Revue d'économie industrielle*, 9–30.

Carré, Denis, & Levratto, Nadine. 2011. Dynamique des territoires, agglomération et localisation des firmes 1. *Innovations*, 183–206.

Carré, Denis, Levratto, Nadine, & Frocrain, Philippe. 2019. L'étonnante disparité des territoires industriels. *Comprendre la Performance et le Déclin*.

Chen, Ruo, Milesi-Ferretti, Gian Maria, & Tressel, Thierry. 2013. External imbalances in the eurozone. *Economic Policy*, **73**(28), 101–142.

Cheung, Calista, Furceri, Davide, & Rusticelli, Elena. 2013. Structural and cyclical factors behind current account balances. *Review of International Economics*, **21**(5), 923–944.

Cheung, Yin-Wong, Chinn, Menzie D, & Fujii, Eiji. 2010. China's current account and exchange rate. *Pages 231–271 of: China's growing role in world trade*. University of Chicago Press.

Chinn, Menzie D, & Ito, Hiro. 2007. Current account balances, financial development and institutions: Assaying the world "saving glut". *Journal of international money and Finance*, **26**(4), 546–569.

Chinn, Menzie D, & Ito, Hiro. 2008. A new measure of financial openness. *Journal of comparative policy analysis*, **10**(3), 309–322.

Chinn, Menzie D, & Prasad, Eswar S. 2003. Medium-term determinants of current accounts in industrial and developing countries: an empirical exploration. *Journal of international economics*, **59**(1), 47–76.

Çınar, İbrahim Tuğrul. 2023. Regional development trap in Turkey: Can relatedness find a way out? *Papers in Regional Science*, **102**(4), 817–850.

Cohen, Élie. 2022. *Souveraineté industrielle: Vers un nouveau modèle productif*. Odile Jacob.

Cohen, Elie, Lorenzi, Jean-Hervé, Didier, Michel, Morin, François, & Catinat, Michael. 2000. *Politiques industrielles pour l'Europe*. La documentation française Paris.

Combes, Pierre-Philippe, & Gobillon, Laurent. 2015. The empirics of agglomeration economies. *Pages 247–348 of: Handbook of regional and urban economics*, vol. 5. Elsevier.

Combes, Pierre-Philippe, Duranton, Gilles, & Gobillon, Laurent. 2011. The identification of agglomeration economies. *Journal of economic geography*, **11**(2), 253–266.

Content, Jeroen, & Frenken, Koen. 2016. Related variety and economic development: a literature review. *European Planning Studies*, **24**(12), 2097–2112.

Content, Jeroen, Frenken, Koen, & Jordaan, Jacob A. 2019. Does related variety foster regional entrepreneurship? Evidence from European regions. *Regional Studies*.

Cortinovis, Nicola, & Van Oort, Frank. 2015. Variety, economic growth and knowledge intensity of European regions: a spatial panel analysis. *The Annals of Regional Science*, **55**(1), 7–32.

Coutinho, Leonor, Turrini, Alessandro, & Zeugner, Stefan. 2018. *Methodologies for the assessment of current account benchmarks*. Tech. rept. Directorate General Economic and Financial Affairs (DG ECFIN), European ....

Cova, Pietro, Pisani, Massimiliano, Batini, Nicoletta, & Rebucci, Alessandro. 2008. Productivity and global imbalances: The role of nontradable total factor productivity in advanced economies. *IMF Staff Papers*, **55**(2), 312–325.

Crozet, Matthieu, & Lafourcade, Miren. 2009. *La nouvelle économie géographique*. Tech. rept. HAL.

Crozet, Matthieu, Mayer, Thierry, & Mucchielli, Jean-Louis. 2004. How do firms agglomerate? A study of FDI in France. *Regional science and urban economics*, **34**(1), 27–54.

Cubeddu, Luis, Krogstrup, Signe, Adler, Gustavo, Rabanal, Pau, Dao, Mai Chi, Hannan, Swarnali Ahmed, Juvenal, Luciana, Li, Nan, Buitron, Carolina Osorio, Rebillard, Cyril,

et al. 2019. *The External Balance Assessment (EBA) Methodology: 2018 Update*. Tech. rept. IMF Working Paper WP/19/65. Washington: International Monetary Fund.

Davezies, Laurent. 2008. La République et ses territoires. La circulation invisible des richesses. *Lectures, Les livres.*

Davezies, Laurent. 2009. L'économie locale «résidentielle». *Géographie économie société*, **11**(1), 47–53.

David, Quentin, Peeters, Didier, Van Hamme, Gilles, & Vandermotten, Christian. 2013. Is bigger better? Economic performances of European cities, 1960–2009. *Cities*, **35**, 237–254.

De Gregorio, Jose, Giovannini, Alberto, & Wolf, Holger C. 1994. International evidence on tradables and nontradables inflation. *European Economic Review*, **38**(6), 1225–1244.

Decressin, Jörg, & Stavrev, Emil. 2009. Current accounts in a currency union. *IMF Working Papers*, **2009**(127).

Demmou, Lilas. 2010. Deindustrialisation in France. *Les cahiers de la DG Trésor*, **1**, 1–50.

Desrochers, Pierre, & Leppälä, Samuli. 2011. Opening up the 'Jacobs Spillovers' black box: local diversity, creativity and the processes underlying new combinations. *Journal of Economic Geography*, **11**(5), 843–863.

Devereux, Michael P, & Griffith, Rachel. 1998. Taxes and the Location of Production: Evidence from a Panel of US Multinationals. *Journal of public Economics*, **68**(3), 335–367.

Dieppe, Alistair, Dees, Stephane, Jacquinot, Pascal, Karlsson, Tohmas, Osbat, Chiara, Ozyurt, Selin, Vetlov, Igor, Jochem, Axel, Bragoudakis, Zacharias, Sideris, Dimitris, *et al.* 2012. Competitiveness and external imbalances within the euro area.

Dubois, Alexandre, Hedin, Sigrid, Schmitt, Peter, & Sterling, José. 2009. *EU macro-regions and macro-regional strategies.*

Dunn Jr, Edgar S. 1960. A statistical and analytical technique for regional analysis. *Papers in Regional Science*, **6**(1), 97–112.

Duranton, Gilles, & Puga, Diego. 2000. Diversity and specialisation in cities: why, where and when does it matter? *Urban studies*, **37**(3), 533–555.

Elhorst, J Paul. 2010. Dynamic panels with endogenous interaction effects when T is small. *Regional Science and Urban Economics*, **40**(5), 272–282.

Esteban, Joan. 2000. Regional convergence in Europe and the industry mix: a shift-share analysis. *Regional science and urban economics*, **30**(3), 353–364.

Esteban-Marquillas, Joan M. 1972. I. A reinterpretation of shift-share analysis. *Regional and urban economics*, **2**(3), 249–255.

Falcıoğlu, Pınar. 2011. Location and determinants of productivity: The case of the manufacturing industry in Turkey. *Emerging Markets Finance and Trade*, **47**(sup5), 86–96.

Fallah, M Hosein, & Ibrahim, Sherwat. 2004. Knowledge spillover and innovation in technological clusters. *Pages 1–16 of: Proceedings, IAMOT 2004 Conference, Washington, DC.* Citeseer.

Faludi, Andreas. 2016. EU territorial cohesion, a contradiction in terms. *Planning Theory & Practice*, **17**(2), 302–313.

Faruqee, Mr Hamid, & Debelle, Guy. 1996. *What determines the current account? A cross-sectional and panel approach.* International Monetary Fund.

Floch, Jean-Michel, & Le Saout, Ronan. 2018. Spatial econometrics-common models. *Handbook of spatial analysis: Theory and practical application with R*, 149–177.

Fontagné, Lionel, & Freudenberg, Michael. 1997. L'impact du Marché Unique sur le commerce européen. *La lettre du CEPII*.

Foray, Dominique. 2014. From smart specialisation to smart specialisation policy. *European Journal of Innovation Management*, **17**(4), 492–507.

Freel, Mark S. 2003. Sectoral patterns of small firm innovation, networking and proximity. *Research policy*, **32**(5), 751–770.

Frenken, Koen, Van Oort, Frank, & Verburg, Thijs. 2007. Related variety, unrelated variety and regional economic growth. *Regional studies*, **41**(5), 685–697.

Gajewski, Paweł. 2022. Regional resilience to the Covid-19 shock in Polish regions: how is it different from resilience to the 2008 Global Financial Crisis? *Regional Studies, Regional Science*, **9**(1), 672–684.

Geerolf, François, & Grjebine, Thomas. 2020. Rééquilibrage de la zone euro: plus facile avec le bon diagnostic! *La Lettre du CEPII*.

Giannakis, Elias, & Bruggeman, Adriana. 2017. Determinants of regional resilience to economic crisis: A European perspective. *European Planning Studies*, **25**(8), 1394–1415.

Giavazzi, Francesco, & Spaventa, Luigi. 2010. Why the current account matters in a monetary union: lessons from the financial crisis in the euro area.

Gilly, Jean-Pierre, & Torre, André. 2000. *Dynamiques de proximité*. L'Harmattan.

Glaeser, Edward L, Kallal, Hedi D, Scheinkman, Jose A, & Shleifer, Andrei. 1992. Growth in cities. *Journal of political economy*, **100**(6), 1126–1152.

Grabner, Simone Maria, & Modica, Marco. 2022. Industrial resilience, regional diversification and related variety during times of crisis in the US urban–rural context. *Regional Studies*, **56**(10), 1605–1617.

Graham Shaw, Daniel J, & Spence, Nigel. 1998. A productivity growth interpretation of the labour demand shift-share model. *Regional Studies*, **32**(6), 515–525.

Groot, Stefan PT, Möhlmann, Jan L, Garretsen, JH, & De Groot, Henri LF. 2011. The crisis sensitivity of European countries and regions: stylized facts and spatial heterogeneity. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, **4**(3), 437–456.

Gruber, Joseph W, & Kamin, Steven B. 2007. Explaining the global pattern of current account imbalances. *Journal of international money and Finance*, **26**(4), 500–522.

Hartog, Matte, Boschma, Ron, & Sotarauta, Markku. 2012. The impact of related variety on regional employment growth in Finland 1993–2006: high-tech versus medium/low-tech. *Industry and Innovation*, **19**(6), 459–476.

Henderson, J Vernon. 2007. Understanding knowledge spillovers. *Regional Science and Urban Economics*, **37**(4), 497–508.

Honohan, Patrick, *et al.* 2021. Is Ireland really the most prosperous country in Europe? *Economic Letters*, **1**.

Jacobs, Jane. 1969. The Economy of. *Cities. New York: Penguin Books.*

Jacquemin, Alexis P, & Berry, Charles H. 1979. Entropy measure of diversification and corporate growth. *The journal of industrial economics*, **27**(4), 359–369.

Jaravel, Xavier, & Méjean, Isabelle. 2021. Quelle stratégie de résilience dans la mondialisation? *Notes du conseil danalyse economique*, **64**(4), 1–12.

Kerdommarec, Lionel, & Martineau, David. 2014. Une mosaïque de zones d'emploi plutôt attractives dans les Pays de la Loire. *Insee Pays de la Loire Etude.*

Kollmann, Robert, Ratto, Marco, Roeger, Werner, in't Veld, Jan, & Vogel, Lukas. 2015. What drives the German current account? And how does it affect other EU member states? *Economic Policy*, **30**(81), 47–93.

Krugman, Paul. 1991. Increasing returns and economic geography. *Journal of political economy*, **99**(3), 483–499.

Krugman, Paul. 1992. *Geography and trade*. MIT press.

Kubrak, Claire. 2013. Concentration et spécialisation des activités économiques: des outils pour analyser les tissus productifs locaux. *Document de travail Insee, E*, 213–1.

Lane, Philip, & Pels, Barbara. 2012. *Current Account Imbalances in Europe*. Tech. rept. IIIS.

Lane, Philip R, & Milesi-Ferretti, Gian Maria. 2012. External adjustment and the global crisis. *Journal of International Economics*, **88**(2), 252–265.

Le Gallo, Julie, & Ertur, Cem. 2003. Exploratory spatial data analysis of the distribution of regional per capita GDP in Europe, 1980- 1995. *Papers in regional science*, **82**, 175–201.

Le Gallo, Julie, & Kamarianakis, Yiannis. 2011. The evolution of regional productivity disparities in the European Union from 1975 to 2002: A combination of shift–share and spatial econometrics. *Regional Studies*, **45**(1), 123–139.

Le Moigne, Mathilde, & Ragot 1, Xavier. 2015. France et Allemagne: une histoire du désajustement européen. *Revue de l'OFCE*, 177–231.

Lebel, Phillip. 2008. The role of creative innovation in economic growth: Some international comparisons. *Journal of Asian Economics*, **19**(4), 334–347.

Levratto, Nadine, Carré, Denis, & Zouikri, Messaoud. 2013. Dynamique des territoires et création d'entreprises: une analyse des départements français en 2008.

López-Bazo, Enrique, Vayá, Esther, Mora, Antonio J, & Suriñach, Jordi. 1999. Regional economic dynamics and convergence in the European Union. *The Annals of Regional Science*, **33**(3), 343–370.

Mano, Rui, & Castillo, Marola. 2015. The Level of Productivity in Traded and Non-Traded Sectors for a Large Panel of Countries1. *IMF Working Papers*, **2015**(048).

Marshall, Alfred. 1890. Principles of Economics, 8th edn (1920). *London, Mcmillan.*

Marshall, Alfred, Sauvaire-Jourdan, Firmin, & Bouyssy, F Savinien. 1906. *Principes d'économie politique.* V. Giard & E. Brière.

Martin, Ron, Sunley, Peter, Gardiner, Ben, & Tyler, Peter. 2016. How regions react to recessions: Resilience and the role of economic structure. *Regional studies*, **50**(4), 561–585.

Maskell, Peter, & Malmberg, Anders. 1999. Localised learning and industrial competitiveness. *Cambridge journal of economics*, **23**(2), 167–185.

Mayneris 1, Florian. 2011. Évaluation des politiques de clusters: sélection, autosélection et impact. *Reflets et perspectives de la vie économique*, **50**(1), 109–115.

McCann, Philip, & Ortega-Argilés, Raquel. 2011. Smart specialisation, regional growth and applications to EU cohesion policy. *Documents de treball IEB*, 1–32.

Melo, Patricia C, Graham, Daniel J, & Noland, Robert B. 2009. A meta-analysis of estimates of urban agglomeration economies. *Regional science and urban Economics*, **39**(3), 332–342.

Mirdala, Rajmund, & Ďurčová, Júlia. 2017. Current Accounts and Competitiveness Issues in the North and South of the Euro Area. *Pages 243–276 of: Economic Imbalances and Institutional Changes to the Euro and the European Union*, vol. 18. Emerald Publishing Limited.

Moran, Patrick AP. 1948. The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, **10**(2), 243–251.

Myrdal, Gunnar, & Sitohang, Paul. 1957. Economic theory and under-developed regions.

Neffke, Frank, Henning, Martin, & Boschma, Ron. 2011. How do regions diversify over time? Industry relatedness and the development of new growth paths in regions. *Economic geography*, **87**(3), 237–265.

Nooteboom, Bart. 2000. *Learning and innovation in organizations and economies*. OUP Oxford.

Oubrich, Mourad. 2007. L'intelligence économique. *La Revue des Sciences de Gestion*, **226227**(4), 77–88.

Pecqueur, Bernard, & Zimmermann, Jean-Benoît. 2004. *Economie de proximités*. Hermes-Lavoisier.

Perroux, François. 1965. *Les techniques quantitatives de la planification*. FeniXX.

Phillips, Steven T, Catão, Luis, Ricci, Luca A, Bems, Rudolfs, Das, Mitali, Di Giovanni, Julian, Unsal, Filiz D, Castillo, Marola, Lee, Jungjin, Rodriguez, Jair, *et al.* 2013. The External Balance Assessment (EBA) Methodology. *IMF Working Papers*, **2013**(272).

Pierluigi, Beatrice, & Sondermann, David. 2018. Macroeconomic imbalances in the euro area: where do we stand? *ECB occasional paper*.

Pittaway, Luke, Robertson, Maxine, Munir, Kamal, Denyer, David, & Neely, Andy. 2004. Networking and innovation: a systematic review of the evidence. *International journal of management reviews*, **5**(3-4), 137–168.

Porter, Michael E. 1990. The competitive advantage of nations London. *Recherche INAISE/DG5*.

Porter, Michael E. 2000. Location, competition, and economic development: Local clusters in a global economy. *Economic development quarterly*, **14**(1), 15–34.

Porter, Michael E, *et al.* 1998. *Clusters and the new economics of competition*. Vol. 76. Harvard Business Review Boston.

Puga, Diego. 2010. The magnitude and causes of agglomeration economies. *Journal of regional science*, **50**(1), 203–219.

Quatraro, Francesco. 2010. Knowledge coherence, variety and economic growth: Manufacturing evidence from Italian regions. *Research Policy*, **39**(10), 1289–1302.

Rallet, Alain, Torre, André, *et al.* 1995. *Economie industrielle et économie spatiale*. Economica.

Ray, Margaret A, & Harvey, John T. 1995. Employment changes in the European Economic Community: A shift-share analysis. *Review of Regional Studies*, **25**(1), 97–109.

Renou, Lucie. 2016. *La politique des pôles de compétitivité: une production de territoires*. Ph.D. thesis, Paris Est.

Ricci, Luca A, Lee, Jaewoo, & Milesi-Ferretti, Gian M. 2008. Real Exchange Rates and Fundamentals: A Cross-Country Perspective. *IMF Working Papers*, **2008**(013).

Rigby, David L. 2015. Technological relatedness and knowledge space: entry and exit of US cities from patent classes. *Regional Studies*, **49**(11), 1922–1937.

Rodríguez-Pose, Andrés, & Crescenzi, Riccardo. 2008. Research and development, spillovers, innovation systems, and the genesis of regional growth in Europe. *Regional studies*, **42**(1), 51–67.

Romer, Paul M. 1986. Increasing returns and long-run growth. *Journal of political economy*, **94**(5), 1002–1037.

Rosenthal, Stuart S, & Strange, William C. 2004. Evidence on the nature and sources of agglomeration economies. *Pages 2119–2171 of: Handbook of regional and urban economics*, vol. 4. Elsevier.

Ruault, Jean-François, & Schaeffer, Yves. 2020. Scalable shift-share analysis: Novel framework and application to France. *Papers in Regional Science*, **99**(6), 1667–1691.

Ruppert, Kilian, & Stähler, Nikolai. 2022. What drives the German current account? Household savings, capital investments and public policies. *Economic Modelling*, **108**, 105769.

Sack, Robert D. 1983. Human territoriality: a theory. *Annals of the association of American geographers*, **73**(1), 55–74.

Sack, Robert David. 1986. *Human territoriality: its theory and history*. Vol. 7. CUP Archive.

Saviotti, Pier Paolo, & Frenken, Koen. 2008. Export variety and the economic performance of countries. *Journal of Evolutionary Economics*, **18**, 201–218.

Talandier, Magali. 2008. Une autre géographie du développement rural: une approche par les revenus. *Géocarrefour*, **83**(4), 259–267.

Talandier, Magali, & Calixte, Yatina. 2021. Résilience économique et disparité territoriale: Quelles leçons retenir de la crise de 2008? *Revue d'Économie Régionale & Urbaine*, 361–396.

Theil, H. 1967. Economic and information theory North Holland publish. *Co., Amsterdam*.

Torre, André. 2009. Retour sur la notion de proximité géographique. *Géographie Économie Société*, **11**(1), 63–75.

Torre, Andre, & Rallet, Alain. 2005. Proximity and localization. *Regional studies*, **39**(1), 47–59.

Wagner, Martin. 2005. *The Balassa-Samuelson Effect in'East & West'. Differences and Similarities*. Tech. rept. Institute for Advanced Studies.

Wixe, Sofia, & Andersson, Martin. 2017. Which types of relatedness matter in regional growth? Industry, occupation and education. *Regional studies*, **51**(4), 523–536.

Wollmershäuser, Timo, & Schnabl, Gunther. 2013. *Fiscal divergence and current account imbalances in Europe*. Tech. rept. CESifo Working Paper.

Wyplosz, Charles. 2013. The Eurozone crisis and the competitiveness legend. *Asian Economic Papers*, **12**(3), 63–81.

Zorell, Nico. 2017. Large net foreign liabilities of euro area countries. *ECB Occasional Paper*.

List of Figures

1.1 Current account balances in the eurozone 19
1.2 Current accounts: actual values and model-based historical decompositions . 36
1.3 Importance of the factors 43
1.B.1 Current accounts: actual and fitted values 48
1.B.2 Variables' evolutions (1997-2018) 49
1.B.3 Demographic developments 51
1.B.4 Current accounts: actual values and model-based historical decompositions . 52
1.C.1 Model inclusion based on the best 2000 models 62
1.C.2 PIPs' sensitivity to priors' choice 63
1.C.3 Posterior model probabilities 63

2.1 Employment growth rate in total (up) and in the industry (down) between 2016 and 2021 76
2.2 Industrial related (left side) and global related (right side) varieties in 2016 . 78
2.3 Global related variety and employment growth rate mean by global related variety quartile 90
2.4 Mean varieties in subgroup of EZ based 97
2.5 Mean employment growth rate in subgroup of EZ based 97
2.6 Industrial (left side) and global (righ side) unrelated variety in 2016 102
2.7 Krugman's index (Specialisation's index) in 2016 105
2.8 INSEE's classification based on the economic orientation of the EZ in 2020 . 106
2.9 Moran's test on total employment growth rate using *Wdistance* (left side) and *Wcontiguity* (right side) 109
2.10 Moran's test on industrial employment growth rate using *Wdistance* (left side) and *Wcontiguity* (right side) 109
2.11 Factor map of the EZ 115
2.12 Hierarchical tree factor map of the EZ 115
2.13 Hierarchical tree of the EZ 116
2.14 Mapping of the 3 groups coming from the HCPC 116

3.1 Résultats de l'analyse *shift-share* pour les zones d'emploi qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase I (2006-2008) 134

3.2 Résultats de l'analyse *shift-share* pour les zones d'emploi qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase IV (2019-2022) 135
3.3 Écarts de croissance moyens entre les zones d'emplois accueillant un pôle et celles n'en accueillant pas 138
3.4 Évolution des coefficients estimés pour l'effet compétitif (gauche) et structurel (droite) des modèles SUR 149
3.A.1 Labellisation des pôles de compétitivité en 2010 (haut à gauche), 2014 (haut à droite), 2019 (bas à gauche) et 2023 (bas à droite) 154
3.A.2 Labellisation des pôles de compétitivité en 2010 (haut à gauche), 2014 (haut à droite), 2019 (bas à gauche) et 2023 (bas à droite) (suite) 155
3.C.1 Résultats de l'analyse *shift-share* pour les ZE qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase II (2009-2012) 159
3.C.2 Résultats de l'analyse *shift-share* pour les ZE qui accueillent un pôle de compétitivité de la Phase III (2013-2018) 160
3.C.3 Résultats de l'analyse *shift-share* pour les 10 plus ZE les plus performantes (haut) et les 10 les moins performantes (bas) 161
3.C.4 Écarts de croissance et pôles de compétitivité 162
3.D.1 Taux de croissance de l'emploi moyen dans la Phase I (gauche) et Phase IV (droite). 166
3.D.2 Effets structurel et compétitif moyens entre les ZE accueillant un pôle et celles n'en accueillant pas 166
3.E.1 Cartes de LISA clusters sur la phase I (gauche) et phase IV (droite) 167
3.E.2 Test de Moran sur l'écart de croissance, l'effet structurel et l'effet compétitif entre 2006 et 2022 168
3.F.1 Classification de l'INSEE en fontion de l'orientation économique des zones d'emploi 2020 171

List of Tables

1.1 Variables' grouping 29
1.2 Estimation results 33
1.A.1 Data information 47
1.B.1 Detailed average contributions: deviations from the eurozone average CA (2000-2018) 55
1.C.1 Posterior Inclusion Probabilities 60

2.1 Spatial estimation of the total employment growth rate (2016-2021) 89
2.2 Spatial estimation of the industrial employment growth rate (2016-2021) . . 92
2.3 Spatial estimation of the industrial employment growth rate (2016-2021) . . 94
2.4 Estimation of the margin effects of the models in Table 2.3 95
2.5 Estimations of the employment growth rate (2016-2021) including HCPC's classification 98
2.6 Estimations of the industrial employment growth rate (2016-2021) including HCPC's classification 99
2.7 Description of sectors included in the analysis 103
2.8 Data sources and transformation 107
2.9 Summary statistics 108
2.10 — Results of Moran's tests and Lagrange multiplier tests 110
2.11 Global related and unrelated varieties 111
2.12 Industrial related and unrelated varieties 112
2.13 Global related and unrelated varieties 113
2.14 Industrial related and unrelated varieties 114

3.1 Résultats de l'estimation spatiale pour la période 2006-2022 146
3.2 Résultats sur la convergence sur période complète et par phase 150
3.B.1 Imbrication des classifications des activités françaises à 38 et 88 secteurs . . 156
3.A.2 Imbrication des classification des activités françaises à 17 et 38 secteurs . . . 158
3.D.1 Nombre d'écarts positifs et négatifs par rapport au territoire de référence . . 163
3.D.2 Statistiques descriptives sur la période 2006-2022 163
3.D.3 Statistiques descriptives sur la période 2006-2008 (Phase I) 164
3.D.4 Statistiques descriptives sur la période 2009-2012 (Phase II) 164
3.D.5 Statistiques descriptives sur la période 2013-2018 (Phase III) 165

3.D.6Statistiques descriptives sur la période 2019-2022 (Phase IV) 165
3.E.1Résultats des tests spatiaux pour les modèles LM 169
3.E.2Résultats des tests spatiaux pour les modèles SUR 170
3.G.1Résultats pour la phase I (2006-2008) 172
3.G.2Résultats pour la phase II (2009-2012) 173
3.G.3Résultats pour la phase III (2013-2018) 174
3.G.4Résultats pour la phase IV (2019-2022) 175
3.H.1Résultats sur la période totale et les différentes phases 176
3.H.2Résultats sur la période totale et les différentes phases avec interaction . . . 177