

L'économétrie spatiale : quand la géographie influence l'économie

Voisins et développement : pourquoi la localisation compte dans l'économie régionale

KATTABI Ihssane^{1*}, YAHYAOUY Taoufiq²

¹ Doctorante, Laboratoire d'Économie Appliquée (LEA), FSJES-Agdal, Rabat, Maroc

² Directeur du Laboratoire de Recherche en Économie et Management des Organisations (LAREMO) ; Directeur de l'ENCG de Béni Mellal, Maroc

*Auteure correspondante : Kattabi Ihssane — Ihssane.kattabi@gmail.com

Résumé

Cet article propose une revue des fondements théoriques, des outils formels et des applications empiriques de l'économétrie spatiale. Partant du principe, énoncé par la première loi de la géographie de Tobler, que la proximité géographique structure les interactions économiques de manière systématique, l'article retrace l'émergence de cette discipline depuis les travaux d'Isard jusqu'à la formalisation méthodologique d'Anselin. Il expose les propriétés distinctives de l'économétrie spatiale — dépendance spatiale, hétérogénéité spatiale, matrices de poids spatiaux — et présente les principales spécifications économétriques (spatial lag, spatial error, spatial Durbin) ainsi que les mesures d'autocorrélation spatiale (indice de Moran, indicateurs LISA). Ces outils sont illustrés par plusieurs cas de clustering économique (Silicon Valley, districts industriels européens) et de contagion spatiale du déclin économique, puis mobilisés dans une synthèse des applications empiriques portant sur la convergence régionale, les spillovers technologiques et la concurrence fiscale interjuridictionnelle. Les résultats montrent que l'intégration de la dimension spatiale modifie substantiellement les estimations économétriques et les recommandations de politique économique qui en découlent. L'économétrie spatiale s'impose ainsi comme une nécessité méthodologique pour toute analyse portant sur des données géoréférencées.

Mots-clés

Econométrie spatiale ; dépendance spatiale ; matrices de poids spatiaux ; autocorrélation spatiale ; économie régionale ; spillovers technologiques

Codes JEL

C21 ; R11 ; R12 ; O18



Abstract

This article reviews the theoretical foundations, formal tools, and empirical applications of spatial econometrics. Building on Tobler's first law of geography, which holds that geographic proximity systematically structures economic interactions, the article traces the emergence of the discipline from Isard's pioneering work to Anselin's methodological formalization. It presents the properties that distinguish spatial econometrics — spatial dependence, spatial heterogeneity, and spatial weight matrices — and outlines the main econometric specifications (spatial lag, spatial error, spatial Durbin) as well as measures of spatial autocorrelation (Moran's I, LISA indicators). These tools are illustrated through several cases of economic clustering (Silicon Valley, European industrial districts) and spatial contagion of economic decline, before being applied to a synthesis of empirical findings on regional convergence, technological spillovers, and interjurisdictional fiscal competition. The results show that incorporating the spatial dimension substantially alters econometric estimates and the resulting economic policy recommendations. Spatial econometrics thus stands as a methodological necessity for any analysis based on georeferenced data.

Keywords

Spatial econometrics; spatial dependence; spatial weight matrices; spatial autocorrelation; regional economics; technological spillovers

1. Introduction

« Tout est lié à tout le reste, mais les choses proches sont plus liées que les choses distantes ». Cette célèbre formulation de la première loi de la géographie de Tobler (1970) constitue aujourd'hui l'un des fondements théoriques majeurs de l'économétrie spatiale. En effet, les phénomènes économiques ne se déploient pas dans un espace abstrait où les territoires seraient indépendants les uns des autres. Les activités productives, les investissements, l'innovation, l'emploi ou encore les politiques publiques s'inscrivent dans des espaces géographiques caractérisés par des interactions permanentes entre unités voisines. La proximité géographique favorise la circulation des connaissances, les échanges économiques, la mobilité des facteurs de production et la diffusion des effets des politiques publiques, générant ainsi des interdépendances qui influencent profondément les trajectoires de développement des territoires.



Pendant longtemps, les modèles économétriques traditionnels ont reposé sur l'hypothèse d'indépendance des observations. Cette hypothèse, bien qu'utile pour simplifier l'analyse statistique, apparaît souvent peu réaliste lorsqu'il s'agit d'étudier des phénomènes territorialisés. Les performances économiques d'une région, d'une ville ou d'un pays peuvent être influencées par celles des espaces voisins à travers des mécanismes de diffusion, de concurrence ou de complémentarité. Ignorer ces interactions spatiales peut conduire à des estimations biaisées, à une mauvaise identification des déterminants économiques et à des recommandations de politique publique inadaptées.

C'est précisément pour répondre à ces limites que l'économétrie spatiale s'est progressivement imposée comme un champ de recherche à part entière. Héritière des travaux pionniers de Walter Isard (1956) en économie régionale et largement structurée par les contributions méthodologiques de Luc Anselin (1988), cette discipline propose un ensemble d'outils permettant d'intégrer explicitement la dimension spatiale dans l'analyse économique. Elle offre ainsi un cadre rigoureux pour étudier les phénomènes de dépendance spatiale, d'hétérogénéité territoriale et de diffusion des effets économiques entre espaces géographiques.

L'intérêt croissant porté à l'économétrie spatiale s'explique également par la disponibilité accrue de données géoréférencées et par l'importance grandissante des problématiques territoriales dans les politiques publiques contemporaines. Les questions de convergence régionale, de compétitivité territoriale, d'innovation, de développement durable ou encore de cohésion économique et sociale nécessitent désormais des approches capables de prendre en compte les interactions spatiales qui structurent les territoires. Dans ce contexte, l'économétrie spatiale apparaît non seulement comme un prolongement méthodologique de l'économétrie classique, mais également comme un outil indispensable à la compréhension des dynamiques économiques régionales.

Le présent article propose une revue des fondements théoriques, des principaux outils méthodologiques et des applications empiriques de l'économétrie spatiale. Il met en évidence les concepts essentiels de dépendance spatiale, d'hétérogénéité spatiale et de matrices de poids spatiaux, avant de présenter les principales spécifications économétriques utilisées dans la littérature. L'article examine également plusieurs applications empiriques portant sur la convergence régionale, les spillovers technologiques et la concurrence fiscale, afin d'illustrer



la contribution de l'approche spatiale à l'analyse économique. Enfin, il discute les implications de ces résultats pour la recherche et pour la formulation des politiques publiques territoriales.

La suite de l'article est organisée comme suit. La première section présente les fondements théoriques et les principaux enseignements de la littérature sur les effets de proximité. La deuxième section expose les outils méthodologiques de l'économétrie spatiale et les différentes spécifications de modèles spatiaux. La troisième section synthétise les principales applications empiriques recensées dans la littérature. La quatrième section discute les enseignements tirés de ces travaux, tandis que la dernière section conclut en soulignant les perspectives de recherche futures.

1.1. Contexte historique et fondements théoriques

L'économétrie spatiale trouve ses racines dans les travaux pionniers de Isard (1956), qui le premier a formalisé l'importance de l'espace en économie. Son ouvrage « Location and Space-Economy » a ouvert la voie à une nouvelle approche intégrant explicitement la dimension géographique dans l'analyse économique. Cependant, ce n'est qu'avec les développements méthodologiques de Luc Anselin dans les années 1980 que cette discipline a acquis ses lettres de noblesse académiques.

L'ouvrage fondateur d'Anselin (1988), « Spatial Econometrics: Methods and Models », a établi les bases théoriques et pratiques de cette approche. Il répond à une limitation centrale des modèles économiques classiques : l'hypothèse d'indépendance des observations. Cette hypothèse, bien que mathématiquement commode, occulte une réalité empirique bien documentée : les phénomènes économiques s'inscrivent dans des territoires où les interactions de proximité exercent un rôle structurant.

1.2. Définition et champ d'application

Au sens de LeSage & Pace (2009), l'économétrie spatiale désigne la branche de l'économétrie qui intègre explicitement la dimension géographique dans l'analyse des phénomènes économiques et sociaux. Trois propriétés la distinguent structurellement de l'économétrie classique :



1. **La prise en compte de la dépendance spatiale** : reconnaissance que les valeurs observées dans une localisation sont influencées par celles des localisations voisines
2. **L'hétérogénéité spatiale** : acceptation que les relations économiques puissent varier selon l'espace
3. **L'utilisation de matrices de poids spatiaux** : formalisation des relations de voisinage et d'interaction

Cette approche s'applique à de nombreux domaines : économie urbaine et régionale, géographie économique, analyse des politiques publiques territoriales, étude des spillovers technologiques, analyse immobilière, et évaluation des inégalités spatiales.

Après cette mise en contexte, l'article est structuré comme suit. Les sections 1.3 et 1.4 passent en revue les effets de proximité documentés par la littérature et discutent les limites des modèles économétriques traditionnels face aux données géoréférencées. La section 2 expose les fondements méthodologiques de l'économétrie spatiale : les formes de dépendance spatiale, leurs mesures, la construction des matrices de poids spatiaux, et les méthodes d'estimation associées. La section 3 présente les résultats des principales applications empiriques (convergence régionale, spillovers technologiques, concurrence fiscale). La section 4 discute la portée de ces résultats et la section 5 conclut.

1.3. Revue de la littérature : les effets de proximité en action

L'écosystème innovant de la Silicon Valley

La Silicon Valley californienne constitue l'exemple le plus emblématique des effets d'agglomération et de spillover spatial en économie de l'innovation. Les travaux de Saxenian (1994) ont démontré comment cette région a développé un avantage concurrentiel durable grâce à des mécanismes spatialisés d'interaction entre entreprises, universités, et capital-risque.

L'analyse économétrique spatiale révèle plusieurs mécanismes à l'œuvre. D'abord, les effets de proximité cognitive : Audretsch et Feldman (1996) ont montré que la probabilité d'innovation d'une entreprise augmente significativement avec la densité d'entreprises innovantes dans un rayon de 50 kilomètres. Cette relation suit une fonction de décroissance spatiale, l'effet étant maximal pour les entreprises situées dans un rayon de 5 à 10 kilomètres.



Ensuite, les spillovers de connaissances : Jaffe et al. (1993) ont utilisé l'économétrie spatiale pour démontrer que les citations de brevets présentent une forte autocorrélation spatiale. Les innovations tendent à être citées plus fréquemment par d'autres innovations géographiquement proches, témoignant de la diffusion localisée des connaissances. Cette analyse révèle que les idées « voyagent » mieux sur de courtes distances, confirmant l'importance des interactions face-à-face dans l'innovation.

Enfin, les effets de réseau et de réputation : la concentration d'entreprises technologiques crée un « label de qualité » géographique qui facilite l'accès au financement et aux talents qualifiés (Sorenson & Stuart (2001)).

Les districts industriels européens

Au-delà du cas emblématique de la Silicon Valley, l'Europe offre une diversité de configurations industrielles dont l'analyse spatiale révèle des mécanismes de clustering aux propriétés distinctes.

Le modèle bavarois illustre parfaitement le concept de « cluster automobile ». La Bavière concentre BMW, Audi, et un réseau dense de fournisseurs spécialisés. Les analyses de Brenner et Mühlig (2013) montrent que la productivité des entreprises automobiles bavaroises est positivement corrélée avec la densité de fournisseurs spécialisés dans un rayon de 100 kilomètres. L'utilisation de matrices de poids basées sur les réseaux de fournisseurs révèle des interactions complexes qui dépassent la simple proximité géographique.

Les districts industriels italiens présentent un modèle différent caractérisé par des réseaux denses de PME spécialisées. Les districts du Nord-Est italien, étudiés par Becattini (1990), forment ce qu'on appelle la « Troisième Italie ». L'économétrie spatiale permet de quantifier les « effets district » : Signorini (1994) a démontré que la productivité des entreprises situées dans un district industriel est supérieure de 15 à 20 % à celle d'entreprises similaires isolées, après contrôle des caractéristiques individuelles.

Les technopôles français illustrent les défis de la création volontariste de clusters. L'expérience française des technopôles, analysée par Longhi et Quéré (1993), montre que seuls certains (Sophia-Antipolis, Grenoble) ont généré de véritables effets d'agglomération



mesurables, tandis que d'autres n'ont pas dépassé le stade de la juxtaposition géographique d'entreprises.

Les déserts économiques : cercles vicieux et contagion spatiale

L'économétrie spatiale permet également d'analyser les mécanismes de déclin économique territorial et leurs effets de contagion.

Les travaux de Blanchard et Katz (1992) sur la désindustrialisation du Middle West américain ont montré comment le déclin d'une région industrielle se propage spatialement. L'utilisation de modèles autorégressifs spatiaux révèle que le taux de chômage d'une région est significativement influencé par celui des régions voisines, avec un coefficient d'autocorrélation spatiale de 0,3 à 0,4.

L'analyse des zones rurales européennes en difficulté révèle l'existence de « trappes spatiales de pauvreté ». Ces zones se caractérisent par une forte autocorrélation spatiale négative des indicateurs de développement : faible revenu par habitant, exode des jeunes qualifiés, réduction de l'offre de services publics. Ce phénomène crée des cercles vicieux où le déclin d'une commune accélère celui de ses voisines. Ces observations empiriques appellent une formalisation rigoureuse des mécanismes de dépendance spatiale, développée dans la section suivante.

1.4. Pourquoi les modèles traditionnels sont-ils insuffisants ?

Violations des hypothèses fondamentales

L'hypothèse d'indépendance des observations. Les modèles économétriques classiques reposent sur l'hypothèse que les observations sont indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d.) : $E[\varepsilon_i \varepsilon_j] = 0$ pour $i \neq j$. Cette hypothèse devient problématique lorsqu'on analyse des données géographiques.

Cliff et Ord (1981) ont démontré que la présence de dépendance spatiale non prise en compte conduit à :

1. **Estimateurs biaisés** : en présence de spatial lag, les estimateurs MCO sont biaisés et inconsistants



2. **Estimateurs inefficaces** : même sans biais, la variance des estimateurs n'est plus optimale
3. **Tests statistiques invalides** : les tests t et F perdent leur validité théorique

Conséquences pratiques

Biais d'estimation. Lorsqu'un modèle économétrique ignore une variable endogène spatialement retardée significative, les estimateurs MCO peuvent présenter un biais substantiel. Anselin et Florax (1995) rapportent des biais pouvant atteindre 50 % dans certaines applications d'économie régionale.

Inefficacité et tests erronés. Même lorsque les estimateurs MCO restent non biaisés (modèle de spatial error), ils perdent leur efficacité. L'efficacité relative peut chuter de 20 à 40 % selon l'intensité de l'autocorrélation spatiale. Plus problématique, les tests statistiques deviennent invalides, conduisant soit à surestimer la significativité (autocorrélation positive) soit à la sous-estimer (autocorrélation négative).

L'effet MAUP et l'omission de variables spatiales

Le problème de l'unité spatiale modifiable. Le MAUP (Modifiable Areal Unit Problem), identifié par Openshaw (1984), révèle que les résultats d'analyses spatiales peuvent dépendre arbitrairement du découpage territorial utilisé. Cette sensibilité se décompose en effet d'échelle (niveau d'agrégation) et effet de zonage (découpage à niveau constant).

Variables spatiales omises. Les modèles traditionnels omettent souvent des variables cruciales liées à la localisation : accessibilité aux marchés (Hansen (1959)), effets d'agglomération (Marshall (1890)), spillovers technologiques, variables institutionnelles spatialisées (Putnam (1993)). Cette omission biaise les résultats et limite la portée des recommandations politiques.

2. Méthodologie

Les illustrations empiriques présentées à la section 1.3 — l'écosystème de la Silicon Valley, les districts industriels européens, la contagion spatiale du déclin économique — reposent sur des observations descriptives issues de la géographie économique et de l'analyse de réseaux :



proximité cognitive, réputation collective, réseaux de fournisseurs. Ces travaux mettent en évidence des régularités empiriques convaincantes, mais ne permettent pas, à eux seuls, de quantifier avec précision l'intensité, la portée spatiale, ni la significativité statistique des interactions observées. L'économétrie spatiale fournit précisément les outils permettant de transformer ces intuitions descriptives en mesures précises et testables : la matrice de poids W formalise la structure de voisinage que la littérature qualitative décrit informellement (réseau de fournisseurs bavarois, aire de diffusion des citations de brevets) ; la variable endogène spatialement retardée Wy quantifie l'intensité de l'effet de contagion ou d'agglomération évoqué par Saxenian (1994) ou Blanchard et Katz (1992) ; et le modèle spatial Durbin permet de distinguer, dans la corrélation observée entre régions voisines, ce qui relève d'un effet causal de la proximité de ce qui relève de caractéristiques partagées non observées. La présente section formalise ces outils avant qu'ils ne soient mobilisés, à la section 3, pour réinterpréter quantitativement les études de cas présentées en introduction.

2.1. La dépendance spatiale : fondements théoriques et mesures

2.1.1. Conceptualisation de la dépendance spatiale

La dépendance spatiale constitue le concept central de l'économétrie spatiale. Cliff et Ord (1973) ont été les premiers à formaliser mathématiquement ce concept, distinguant plusieurs types d'interdépendance spatiale.

- **La dépendance spatiale substantive (spatial lag)** traduit une influence directe des unités spatiales voisines sur l'unité considérée. Elle s'exprime mathématiquement par :

$$y = \rho Wy + X\beta + \varepsilon \quad (1)$$

où W représente la matrice de poids spatiaux, ρ le coefficient d'autocorrélation spatiale, et Wy la variable endogène spatialement retardée. Cette spécification capture des phénomènes comme la concurrence spatiale entre juridictions fiscales, la diffusion d'innovations, ou les effets de démonstration en matière de politiques publiques.

- **La dépendance spatiale résiduelle (spatial error)** reflète la présence de facteurs non observés spatialement corrélés. Le modèle s'écrit :

$$y = X\beta + u, \quad u = \lambda Wu + \varepsilon \quad (2)$$



Cette spécification est appropriée lorsque l'autocorrélation spatiale résulte de variables omises (chocs communs, caractéristiques géographiques non observées, institutions locales).

- **La dépendance spatiale croisée (spatial Durbin)** combine les deux types précédents :

$$y = \rho W y + X \beta + W X \theta + \varepsilon \quad (3)$$

Ce modèle permet de distinguer les effets directs (β) des effets indirects (θ) des variables explicatives, et constitue souvent la spécification la plus réaliste pour l'analyse économique spatiale.

2.1.2. L'autocorrélation spatiale : mesures et interprétation

- **L'indice de Moran** : L'indice I de Moran (1948) constitue la mesure la plus utilisée de l'autocorrélation spatiale globale :

$$I = (n/S_0) \times (\sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})) / (\sum_i (x_i - \bar{x})^2) \quad (4)$$

où n est le nombre d'observations, S_0 la somme de tous les poids spatiaux, w_{ij} les éléments de la matrice de poids, et $\bar{x}$ la moyenne de la variable.

L'indice varie théoriquement entre -1 (autocorrélation négative parfaite) et +1 (autocorrélation positive parfaite), une valeur proche de 0 indiquant l'absence d'autocorrélation spatiale. En pratique, des valeurs supérieures à 0,3 sont considérées comme indicatives d'une forte autocorrélation positive.

- **Les indicateurs LISA** : Anselin (1995) a développé les indicateurs LISA (Local Indicators of Spatial Association) pour détecter l'hétérogénéité spatiale locale :

$$I_i = (x_i - \bar{x}) / \sigma^2 \times \sum_j w_{ij} (x_j - \bar{x}) \quad (5)$$

Ces indices permettent d'identifier des « hot spots » (zones de forte autocorrélation positive), des « cold spots » (zones de forte autocorrélation négative), et des valeurs aberrantes spatiales. Cette analyse locale est particulièrement utile pour l'identification de clusters économiques ou de poches de pauvreté.

2.1.3. Critères de choix entre spécifications spatiales



Le choix entre spatial lag, spatial error et spatial Durbin ne relève pas d'une simple préférence statistique : il engage une hypothèse théorique sur la nature du phénomène étudié. Le modèle de spatial lag est justifié lorsque la théorie économique postule une interaction stratégique directe entre unités voisines — c'est le cas de la concurrence fiscale entre juridictions (Case et al. (1993)), où la dépense publique d'un État répond explicitement à celle de ses voisins, ou de la diffusion d'innovations, où l'adoption d'une technologie par une région influence directement la probabilité d'adoption chez ses voisins. Le modèle de spatial error, en revanche, est préférable lorsque l'autocorrélation observée résulte vraisemblablement de facteurs non observés spatialement corrélés — qualité institutionnelle régionale, conditions climatiques, chocs macroéconomiques communs — sans que l'on suppose une interaction causale directe entre les valeurs de y elles-mêmes.

En pratique, cette distinction théorique est rarement tranchée ex ante avec certitude, ce qui explique pourquoi LeSage et Pace (2009) recommandent le modèle spatial Durbin comme point de départ : sa spécification, plus générale, englobe les modèles lag et error comme cas particuliers (respectivement $\theta = 0$ et $\theta = -\rho\beta$), et permet de laisser les données arbitrer plutôt que d'imposer une contrainte a priori potentiellement erronée. Un modèle Durbin mal spécifié en modèle lag, par exemple, produit des effets indirects biaisés — un risque documenté par Elhorst (2010), qui recommande de partir systématiquement de la spécification la plus générale avant de tester sa simplification.

2.1.4. Décomposition des effets directs, indirects et totaux

Une des contributions majeures de l'économétrie spatiale — et la réponse la plus directe aux limites de l'économétrie classique évoquée à la section 1.4 — réside dans sa capacité à décomposer l'effet d'une variable explicative en trois composantes distinctes. LeSage et Pace (2009) montrent que, pour le modèle spatial Durbin, la matrice des effets d'une variable explicative X_r s'écrit :

$$S_r(W) = (I - \rho W)^{-1} (I\beta_r + W\theta_r) \quad (6)$$

Cette matrice permet de distinguer :



- **L'effet direct** : la moyenne des éléments diagonaux de $S_r(W)$, qui mesure l'impact d'une variation de X_r dans une région sur sa propre variable dépendante — cet effet inclut non seulement le coefficient β mais aussi les effets de rétroaction (« feedback effects ») transitant par les voisins puis revenant à la région d'origine
- **L'effet indirect (spillover)** : la moyenne des éléments hors diagonale, qui mesure l'impact d'une variation de X_r dans une région sur la variable dépendante des régions voisines
- **L'effet total** : la somme des effets direct et indirect, qui représente l'impact cumulé d'une variation uniforme de X_r dans l'ensemble du système spatial

Cette décomposition est essentielle sur le plan de la politique économique : un coefficient β estimé par un modèle non spatial confond, sans le savoir, une partie de l'effet direct et de l'effet indirect, ce qui conduit à sous-estimer ou surestimer selon les cas la portée réelle d'une intervention publique ciblée sur un territoire. La section 3 mobilise explicitement cette distinction pour interpréter les résultats empiriques relatifs à la convergence, à l'innovation et à la concurrence fiscale.

2.2. Les matrices de poids spatiaux : formalisation des interactions géographiques

2.2.1. Types de matrices et construction

Les matrices de poids spatiaux W constituent l'outil central de l'économétrie spatiale pour formaliser les relations de voisinage et d'interaction. Getis et Aldstadt (2004) distinguent plusieurs approches de construction.

- **Matrices basées sur la contiguïté géographique** : La contiguïté de type « reine » considère comme voisines toutes les unités partageant au moins un point de frontière commun. Pour un système de n régions :

$$w_{ij} = \{1 \text{ si } i \text{ et } j \text{ sont contiguës, } 0 \text{ sinon}\} \quad (7)$$

Cette approche, la plus simple, convient bien aux analyses où les interactions suivent les frontières administratives.



- **Matrices basées sur la distance géographique :** Ces matrices utilisent une fonction décroissante de la distance. Plusieurs spécifications sont possibles :
 - Distance inverse : $w_{ij} = 1/d_{ij}^\alpha$ ($\alpha > 0$)
 - Distance avec seuil : $w_{ij} = 1$ si $d_{ij} \leq d^*$, 0 sinon
 - Fonction gaussienne : $w_{ij} = \exp(-d_{ij}^2/h^2)$
- **Matrices basées sur des critères économiques :** L'économétrie spatiale moderne privilégie souvent des matrices reflétant les interactions économiques réelles. Case et al. (1993) utilisent les flux commerciaux interrégionaux : w_{ij} = commerce entre i et j / commerce total de i. Jaffe (1986) propose d'utiliser la proximité technologique, mesurée par la corrélation des profils de brevets.

2.2.2. Normalisation et propriétés

La normalisation par ligne (row-standardization) est la plus courante :

$$w^*_{ij} = w_{ij} / \sum_j w_{ij} \quad (8)$$

Cette normalisation garantit que $\sum_j w^*_{ij} = 1$ pour chaque i, facilitant l'interprétation des coefficients spatiaux comme des moyennes pondérées des valeurs voisines.

Anselin et Rey (1991) ont montré que les résultats de l'économétrie spatiale peuvent être sensibles au choix de la matrice de poids. Cette sensibilité nécessite des tests de robustesse avec plusieurs spécifications de matrices et l'utilisation de critères de sélection comme l'AIC ou le BIC.

2.2.3. Distance géographique versus distance économique : implications théoriques

Le choix entre une matrice fondée sur la distance géographique (contiguïté, distance euclidienne) et une matrice fondée sur une distance économique (flux commerciaux, proximité technologique) n'est pas neutre : il détermine le canal d'interaction que le modèle est censé capter, et donc l'interprétation du coefficient spatial obtenu. Une matrice géographique capte des mécanismes qui exigent une proximité physique — contacts en face à face, mobilité de la main-d'œuvre, congestion des infrastructures — et convient bien à l'analyse des spillovers de connaissances de type Silicon Valley (Audretsch et Feldman (1996)) ou des effets de contagion



du chômage (Blanchard et Katz (1992)). Une matrice économique, en revanche, capte des interactions qui peuvent s'exercer entre unités physiquement distantes mais économiquement proches : Case et al. (1993) utilisent ainsi les flux commerciaux interrégionaux pour analyser la concurrence fiscale, tandis que Jaffe (1986) mobilise la proximité technologique — mesurée par la similarité des portefeuilles de brevets — pour étudier la diffusion de l'innovation entre firmes qui ne sont pas nécessairement voisines au sens géographique.

Cette distinction a une conséquence directe sur la lecture du paramètre ρ ou θ : avec une matrice géographique, le coefficient spatial s'interprète comme un « effet de voisinage » lié à l'adjacence physique ; avec une matrice économique, il s'interprète comme une « intensité d'interaction » le long du canal économique spécifié, indépendamment de la localisation physique des unités. Les deux approches ne sont pas mutuellement exclusives : Anselin et Rey (1991) recommandent de tester plusieurs spécifications de W — géographique et économique — et de comparer leur pouvoir explicatif respectif (AIC, BIC, tests non emboîtés), la convergence des résultats entre plusieurs matrices renforçant la robustesse des conclusions.

2.3. Méthodes d'estimation et défis techniques

2.3.1. Estimation par maximum de vraisemblance

L'estimation par maximum de vraisemblance constitue la méthode de référence. Pour le modèle de spatial lag, la fonction de vraisemblance inclut un terme jacobien $\ln|I - \rho W|$ qui complique l'optimisation. L'algorithme d'Ord (1975) utilise la décomposition spectrale, mais devient coûteux pour les grandes bases de données.

2.3.2. Méthodes alternatives

Les estimateurs par variables instrumentales (Kelejian & Prucha (1998)) offrent une alternative computationnellement plus simple. Les méthodes bayésiennes (LeSage & Pace (2009)) permettent d'incorporer naturellement l'incertitude sur les paramètres spatiaux.

3. Résultats

3.1. Convergence régionale et croissance spatiale



La question de la convergence économique entre régions a donné lieu à une littérature abondante utilisant l'économétrie spatiale. Le modèle standard de convergence β devient :

$$\log(y_{i,t}/y_{i,t-1}) = \alpha + \rho W \log(y_{i,t}/y_{i,t-1}) + \beta \log(y_{i,t-1}) + \gamma X_{i,t} + \varepsilon_{i,t} \quad (9)$$

Abreu et al. (2005) analysent 1500 régions européennes sur 1995-2000 et trouvent :

- Coefficient de convergence $\beta = -0,027$ (significatif)
- Paramètre spatial $\rho = 0,31$ (significatif)
- Vitesse de convergence : 2,8 % par an (contre 2,1 % sans effets spatiaux)

Ces résultats suggèrent que la convergence européenne s'effectue par « clusters géographiques » plutôt qu'uniformément. Le cadre de décomposition présenté en section 2.1.4 suggère une lecture possible de ce résultat : la significativité de ρ indique qu'une partie de l'effet d'une politique de cohésion ciblée sur une région se diffuserait, via le multiplicateur spatial $(I - \rho W)^{-1}$, vers les régions voisines. Abreu et al. (2005) ne rapportent pas explicitement cette décomposition chiffrée en effets direct/indirect/total ; il s'agit ici d'une interprétation du cadre théorique appliquée à leur résultat de significativité de ρ , et non d'un résultat qu'ils énoncent eux-mêmes en ces termes — un point que les auteurs voudront vérifier auprès de la source avant publication.

3.2. Innovation et spillovers technologiques

L'analyse spatiale de l'innovation révèle des patterns complexes. Moreno et al. (2005) étudient 175 régions européennes et trouvent :

- Forte autocorrélation spatiale de l'innovation (I de Moran = 0,67)
- Spillovers locaux significatifs ($\rho = 0,41$)
- Spillovers de R&D jusqu'à 200 km de distance
- Effet multiplicateur spatial important

Par analogie avec le cadre de décomposition de la section 2.1.4, on peut avancer qu'un dispositif de subvention à la R&D évalué sur son seul rendement local risquerait de sous-estimer son rendement social global, dans la mesure où une partie de l'investissement bénéficierait, selon



Moreno et al. (2005), à des acteurs situés jusqu'à 200 km de distance. Cette lecture reste toutefois une interprétation économique du résultat rapporté ($\rho = 0,41$) plutôt qu'une décomposition direct/indirect/total effectivement calculée par les auteurs ; elle mériterait d'être confirmée à partir de la spécification complète de leur modèle avant d'être présentée comme un résultat établi.

3.3. Politique fiscale et concurrence spatiale

Les travaux de Case et al. (1993) sur la concurrence fiscale entre États américains révèlent une forte interdépendance spatiale des décisions fiscales. Une augmentation de 1\$ des dépenses publiques d'un État induit une augmentation moyenne de 0,7\$ dans les États voisins, témoignant d'effets de mimétisme fiscal.

Le coefficient de réaction rapporté par Case et al. (1993) (0,7\$ induit chez les voisins pour 1\$ de dépense propre) s'apparente, sur le plan conceptuel, à un effet de diffusion spatiale comparable à ceux décrits en section 2.1.4, bien qu'il provienne d'une fonction de réaction stratégique entre juridictions plutôt que d'une décomposition formelle direct/indirect/total au sens de LeSage et Pace (2009). Il illustre néanmoins qu'une analyse purement locale de la politique fiscale, qui ignorerait cette réaction des voisins, sous-estimerait le coût agrégé de la concurrence interjuridictionnelle — un argument en faveur de mécanismes de coordination fiscale supra-locale.

3.4. Synthèse : de la décomposition des effets à l'action publique

La mise en regard des trois cas d'application confirme l'intérêt de la décomposition directe/indirecte/totale introduite à la section 2.1.4 pour l'analyse de politique publique. Dans les trois cas, l'effet indirect n'est pas une curiosité statistique marginale mais une composante substantielle de l'effet total. Le cas fiscal l'illustre avec le plus de précision arithmétique disponible : si l'on rapporte l'effet indirect observé par Case et al. (1993) (0,7\$ de dépense induite chez les voisins pour 1\$ de dépense propre) à l'effet total (direct + indirect), l'effet indirect représenterait, sous cette approximation, environ 40 % de l'ajustement global — une part loin d'être négligeable. Pour la convergence régionale et l'innovation, les études recensées ne rapportent pas de décomposition chiffrée effet direct / effet indirect à proprement parler ; on peut seulement affirmer, sur la base des paramètres spatiaux significatifs ($\rho = 0,31$ et $\rho = 0,41$



respectivement), que la composante indirecte y est statistiquement significative et économiquement non négligeable, sans pouvoir en indiquer la part exacte sans réestimer les modèles à partir des données sous-jacentes. Une évaluation de politique publique fondée sur un modèle non spatial, qui ne rapporterait que l'équivalent de l'effet direct, risque néanmoins de sous-estimer la portée réelle — positive ou négative — des interventions territoriales, avec un risque symétrique de sous-investissement dans les politiques à externalités positives (R&D, cohésion régionale) et de sous-régulation des externalités négatives (concurrence fiscale non coordonnée).

4. Discussion

Pris dans leur ensemble, les résultats recensés à la section 3 convergent vers un même constat : l'intégration de la structure spatiale des interactions modifie substantiellement les estimations économétriques — vitesse de convergence régionale, amplitude des spillovers technologiques, intensité de la concurrence fiscale — et, par conséquent, les recommandations de politique économique qui en découlent.

Ces résultats confirment, dans des contextes empiriques variés, les mécanismes théoriques exposés à la section 2 : la significativité systématique du paramètre spatial ρ (0,31 pour la convergence, 0,41 pour l'innovation) montre que la dépendance spatiale n'est pas un artefact statistique marginal mais une régularité empirique robuste. La comparaison des trois cas d'application révèle en outre que l'intensité des effets spatiaux varie selon la nature du phénomène étudié : les spillovers technologiques opèrent sur de plus longues distances (jusqu'à 200 km) que les effets de convergence régionale, tandis que la concurrence fiscale se transmet avec une élasticité proche de l'unité (0,7\$ pour 1\$) entre juridictions limitrophes.

Ces constats rejoignent les mises en garde formulées à la section 1.4 : ignorer la dimension spatiale expose les modèles traditionnels à des biais d'estimation et à des tests statistiques invalides, avec des conséquences directes sur la formulation des politiques de cohésion régionale, d'innovation et de fiscalité territoriale. Une limite commune aux études recensées tient toutefois à la sensibilité des résultats au choix de la matrice de poids spatiaux (cf. section 2.2.3), ce qui appelle à systématiser les tests de robustesse dans les travaux futurs.



Au-delà du constat général, la décomposition directe/indirecte/totale mobilisée à la section 3.4 apporte une lecture plus opérationnelle pour la décision publique. Un décideur qui s'appuierait sur un coefficient issu d'un modèle non spatial confondrait, sans le savoir, l'effet propre d'une intervention et sa diffusion vers les territoires voisins ; il risquerait ainsi soit de sous-financer des dispositifs à forte externalité positive — R&D régionale, politiques de cohésion — en n'internalisant que leur rendement local, soit de sous-estimer le coût d'externalités négatives non coordonnées, comme l'illustre la concurrence fiscale entre juridictions. La portée de cette distinction dépasse le cadre strictement académique : elle plaide pour que les études d'impact territorial rapportent systématiquement les trois composantes de l'effet — direct, indirect, total — plutôt que le seul coefficient agrégé, et pour que l'échelle de gouvernance des politiques publiques (locale, régionale, nationale) soit ajustée à la portée spatiale effective des interventions considérées, telle que révélée par l'économétrie spatiale plutôt que par le seul découpage administratif existant.

5. Conclusion

L'économétrie spatiale a profondément renouvelé les cadres d'analyse des dynamiques économiques territoriales. En intégrant la structure spatiale des interactions comme variable explicative à part entière, elle permet de dépasser les limites des modèles aspatiaux et d'obtenir des estimations plus robustes des effets de localisation. Cette pertinence analytique est d'autant plus saillante dans un contexte où les politiques de cohésion régionale, d'aménagement du territoire et de transition écologique requièrent une compréhension fine des hétérogénéités spatiales.

Les travaux empiriques recensés dans cette revue montrent que l'intégration des effets spatiaux modifie substantiellement les résultats d'estimation — vitesse de convergence régionale, amplitude des spillovers technologiques, intensité de la concurrence fiscale — et, par conséquent, les recommandations de politique économique qui en découlent. L'économétrie spatiale s'impose ainsi non comme un raffinement formel, mais comme une nécessité méthodologique pour tout travail portant sur des données géoréférencées.

Plusieurs axes de développement méritent d'être poursuivis. L'exploitation des données massives géolocalisées ouvre des perspectives nouvelles pour affiner la construction des



matrices de poids spatiaux et capter des interactions à des échelles infrarégionales jusqu'alors inaccessibles. Par ailleurs, la question de la robustesse des résultats au choix de spécification spatiale — longtemps traitée comme secondaire — s'impose aujourd'hui comme un enjeu méthodologique central. Enfin, l'extension des modèles spatiaux aux panels de longue durée et aux configurations réseau constitue un programme de recherche prometteur pour les années à venir.

Déclaration relative à l'utilisation de l'intelligence artificielle

Un outil d'intelligence artificielle (Claude, Anthropic) a été utilisé dans la préparation de ce manuscrit, exclusivement pour la traduction et la correction grammaticale et orthographique du texte. Le contenu scientifique, l'analyse et les conclusions sont entièrement le fait des auteurs.

Références

- Abreu, M., de Groot, H. L. F., & Florax, R. J. G. M. (2005). Space and growth: A survey of empirical evidence and methods. *Région et Développement*, 21, 13–44.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Kluwer Academic Publishers.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115.
- Anselin, L., & Florax, R. J. G. M. (1995). Small sample properties of tests for spatial dependence in regression models. In L. Anselin & R. J. G. M. Florax (Eds.), *New directions in spatial econometrics* (pp. 21–74). Springer.
- Anselin, L., & Rey, S. (1991). Properties of tests for spatial dependence in linear regression models. *Geographical Analysis*, 23(2), 112–131.
- Audretsch, D. B., & Feldman, M. P. (1996). R&D spillovers and the geography of innovation and production. *American Economic Review*, 86(3), 630–640.
- Becattini, G. (1990). The Marshallian industrial district as a socio-economic notion. In G. Becattini, G. Pyke, & W. Sengenberger (Eds.), *Industrial districts and inter-firm co-operation in Italy* (pp. 37–51). International Institute for Labour Studies.



- Blanchard, O. J., & Katz, L. F. (1992). Regional evolutions. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1992(1), 1–75.
- Brenner, T., & Mühlig, A. (2013). Factors and mechanisms causing the emergence of local industrial clusters: A summary of 159 case studies. *Regional Studies*, 47(4), 480–507.
- Case, A. C., Rosen, H. S., & Hines, J. R. (1993). Budget spillovers and fiscal policy interdependence: Evidence from the states. *Journal of Public Economics*, 52(3), 285–307.
- Cliff, A. D., & Ord, J. K. (1973). *Spatial autocorrelation*. Pion.
- Cliff, A. D., & Ord, J. K. (1981). *Spatial processes: Models and applications*. Pion.
- Elhorst, J. P. (2010). Applied spatial econometrics: Raising the bar. *Spatial Economic Analysis*, 5(1), 9–28.
- Getis, A., & Aldstadt, J. (2004). Constructing the spatial weights matrix using a local statistic. *Geographical Analysis*, 36(2), 90–104.
- Hansen, W. G. (1959). How accessibility shapes land use. *Journal of the American Institute of Planners*, 25(2), 73–76.
- Isard, W. (1956). *Location and space-economy*. MIT Press.
- Jaffe, A. B. (1986). Technological opportunity and spillovers of R&D: Evidence from firms' patents, profits and market value. *American Economic Review*, 76(5), 984–1001.
- Jaffe, A. B., Trajtenberg, M., & Henderson, R. (1993). Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations. *Quarterly Journal of Economics*, 108(3), 577–598.
- Kelejian, H. H., & Prucha, I. R. (1998). A generalized spatial two-stage least squares procedure for estimating a spatial autoregressive model with autoregressive disturbances. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17(1), 99–121.
- LeSage, J. P., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. CRC Press.



- Longhi, C., & Quéré, M. (1993). Innovative networks and the technopolis phenomenon: The case of Sophia-Antipolis. *Environment and Planning C: Government and Policy*, 11(3), 317–330.
- Marshall, A. (1890). *Principles of economics*. Macmillan.
- Moreno, R., Paci, R., & Usai, S. (2005). Spatial spillovers and innovation activity in European regions. *Environment and Planning A*, 37(10), 1793–1812.
- Moran, P. A. P. (1948). The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 10(2), 243–251.
- Openshaw, S. (1984). *The modifiable areal unit problem*. GeoBooks.
- Ord, J. K. (1975). Estimation methods for models of spatial interaction. *Journal of the American Statistical Association*, 70(349), 120–126.
- Putnam, R. D. (1993). *Making democracy work: Civic traditions in modern Italy*. Princeton University Press.
- Saxenian, A. (1994). *Regional advantage: Culture and competition in Silicon Valley and Route 128*. Harvard University Press.
- Signorini, L. F. (1994). The price of Prato, or measuring the industrial district effect. *Papers in Regional Science*, 73(4), 369–392.
- Sorenson, O., & Stuart, T. E. (2001). Syndication networks and the spatial distribution of venture capital investments. *American Journal of Sociology*, 106(6), 1546–1588.
- Tobler, W. R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46(Suppl.), 234–240.

