

Le centre d'affaire historique de Paris : quel pouvoir structurant sur l'espace économique en Ile-de-France ?

Rachel Guillain et Julie Le Gallo



Édition électronique

URL : <http://journals.openedition.org/rei/3906>

DOI : 10.4000/rei.3906

ISSN : 1773-0198

Éditeur

De Boeck Supérieur

Édition imprimée

Date de publication : 15 septembre 2008

Pagination : 65-86

ISSN : 0154-3229

Référence électronique

Rachel Guillain et Julie Le Gallo, « Le centre d'affaire historique de Paris : quel pouvoir structurant sur l'espace économique en Ile-de-France ? », *Revue d'économie industrielle* [En ligne], 123 | 3e trimestre 2008, document 6, mis en ligne le 15 septembre 2010, consulté le 30 avril 2019. URL : <http://journals.openedition.org/rei/3906> ; DOI : 10.4000/rei.3906

LE CENTRE D'AFFAIRE HISTORIQUE DE PARIS : QUEL POUVOIR STRUCTURANT SUR L'ESPACE ÉCONOMIQUE EN ILE-DE-FRANCE ?

Mots-clés : Autocorrélation spatiale, fonction de densité, hétéroscédasticité spatiale, estimation globale et locale des gradients.

Key words : Spatial Autocorrelation, Density Functions, Spatial Heteroskedasticity, Global and Local Density Gradients.

INTRODUCTION

Depuis près d'un demi-siècle, les villes ont connu une phase d'étalement urbain particulièrement intense. La croissance urbaine s'est opérée sous la forme d'un double phénomène de concentration spatiale de la population dans les zones urbaines et de l'extension de ces zones urbaines (Nechyba et Walsh, 2004). Cet étalement s'est également accompagné de réorganisations profondes des territoires urbains en matière de stratégies résidentielles des ménages et de stratégies d'implantation des entreprises. Plus précisément, la plupart des villes des pays développés ont connu une recomposition économique des centralités urbaines liée au processus de suburbanisation des activités. « Une définition économique de la suburbanisation est une réduction de la part de l'emploi et de la population qui est localisée dans le centre de la ville, réduction correspondant à une augmentation de l'activité dans le reste de l'aire métropolitaine » (Mills, 1999).

La suburbanisation des activités économiques a une incidence sur la structure urbaine : les villes ne sont plus exclusivement organisées autour d'un centre d'affaire (CBD ou *Center Business District*) autour duquel la rente foncière, les densités d'emplois et de population diminuent avec la distance. Au contraire,

elles sont de plus en plus caractérisées par une organisation multicentrique : les emplois sont polarisés dans plusieurs centres au sein des aires urbaines. Dans ce processus, les activités stratégiques, à savoir les sièges sociaux et les services supérieurs aux entreprises, ont un rôle majeur en se localisant de manière sélective dans les différents centres. Le développement de centres d'emplois périphériques, accueillant une part substantielle de ces activités et reproduisant alors en apparence les attributs de la centralité urbaine, est souvent perçu comme un signe de déclin du centre d'affaire traditionnel (Stanback, 1991).

Cependant, différentes études empiriques ont remis en cause l'assimilation trop rapide entre suburbanisation des activités supérieures et disparition du CBD. La suburbanisation des activités stratégiques n'implique pas systématiquement le déclin du centre traditionnel d'affaire. Au contraire, la suprématie du CBD peut se trouver renforcée par cette réorganisation des centralités urbaines avec une spécialisation de plus en plus marquée par rapport aux autres centres dans les services supérieurs de la finance, de l'assurance et du juridique. Ce phénomène a été constaté empiriquement dans les villes nord-américaines mais aussi en Europe (Coffey et Shearmur, 2002), et plus particulièrement en Ile-de-France par Guillain *et al.* (2006). D'une manière générale, ces résultats sont mis en évidence grâce à la méthodologie suivante : dans un premier temps, les centres d'emplois sont identifiés grâce à des méthodes reposant sur des mesures de l'agglomération des activités ; dans un deuxième temps, une analyse sectorielle des centres est effectuée. Ceci permet de rendre compte de la spécialisation des centres par type d'activités et notamment leur potentiel d'attractivité des activités stratégiques.

Néanmoins, les capacités d'attraction d'un centre d'emplois ne résument pas à elles seules l'impact des centres dans les espaces urbains. En effet, les centres ont un pouvoir structurant sur leur environnement. En d'autres termes, ils modèlent l'organisation économique dans l'espace urbain en termes de densités d'emplois et de population. En cela, la mesure de la caractéristique d'influence est une autre technique d'identification des centres urbains (Baumont et Le Gallo, 2000). Elle a été notamment utilisée par McMillen et McDonald (1998) et McMillen (2001) sur six villes américaines.

Dans ce contexte, nous proposons un rapprochement des deux techniques d'identification des centres. En effet, dans Guillain *et al.* (2006), le centre d'affaire traditionnel de Paris a été identifié comme centre d'emplois à l'aide des techniques mesurant l'agglomération des activités. À présent, il s'agit de déterminer s'il exerce un pouvoir structurant sur l'activité économique en Ile-de-France. Notre réflexion s'articule alors autour de deux questions. Premièrement, le centre d'affaire influence-t-il toujours la distribution des emplois en Ile-de-France ? Deuxièmement, cette organisation est-elle différenciée selon les secteurs considérés et selon les directions privilégiées dans l'espace ? La réponse à ces questions s'élabore au travers d'une méthodologie en deux étapes.

Dans une première étape, il s'agit d'évaluer le gradient de densité d'emploi et sa significativité à partir de ce centre à l'aide de régressions globales. Un

gradient d'emploi significatif permet alors de corroborer le résultat de Guillain *et al.* (2006) d'un CBD toujours puissant en Ile-de-France. Nous effectuons les analyses à partir de l'emploi total mais aussi à partir de six secteurs pour évaluer de possibles différenciations sectorielles des comportements.

Dans une seconde étape, nous procédons à des régressions locales, c'est-à-dire des régressions dans lesquelles un gradient de densité est estimé pour chaque commune, afin d'évaluer des gradients de densité locaux. En effet, les estimations globales impliquent une influence constante au fur et à mesure de l'éloignement du centre traditionnel d'emploi, et ce quelle que soit la direction dans l'espace considérée. Une influence beaucoup plus complexe selon ces deux aspects peut être observée : d'une part, le gradient de densité peut être variable selon la distance à laquelle une commune francilienne se trouve du centre d'affaire et d'autre part, il peut aussi varier selon la direction considérée dans l'espace. En d'autres termes, nous souhaitons tenir compte du fait que la distribution géographique des gradients de densité d'emploi peut être hétérogène et anisotrope.

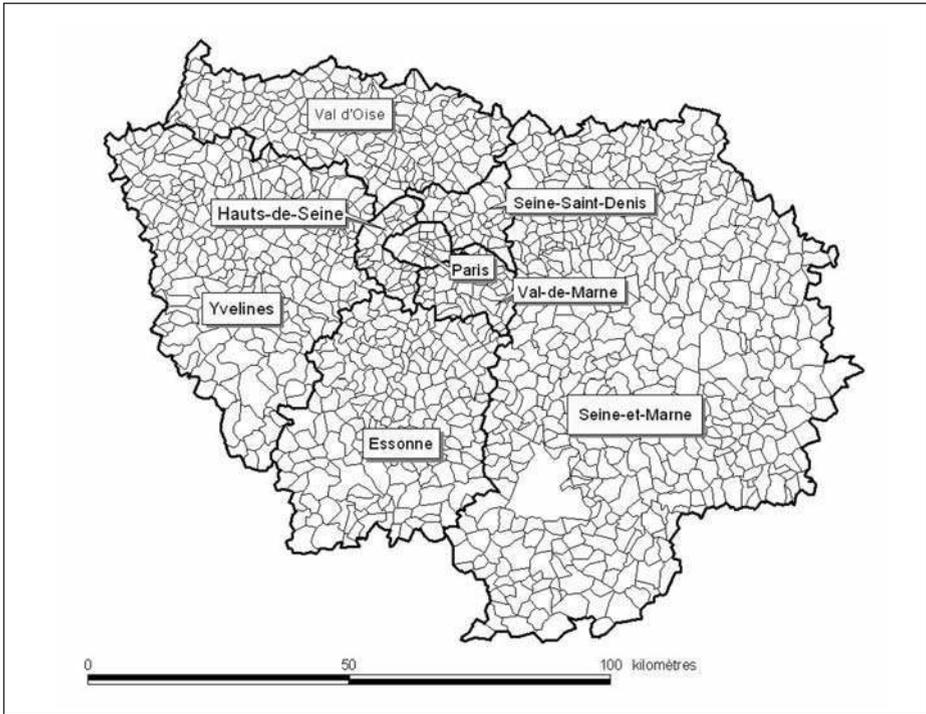
Ces différentes estimations doivent être réalisées avec des techniques particulières. En effet, puisque nous travaillons sur des données localisées, l'apparition de phénomènes d'autocorrélation spatiale et d'hétéroscédasticité est pratiquement inéluctable lorsqu'on évalue les densités d'emploi globales et locales. Cet article constitue en ce sens une application des techniques d'économétrie spatiale. En outre, afin de tenir compte de l'influence d'observations aberrantes, nous mettons en œuvre des méthodes d'estimation bayésiennes robustes à l'hétéroscédasticité.

LES DONNÉES ET LA MATRICE DE POIDS SPATIALE

Avec près de 11 millions d'habitants et 5 millions d'emplois, l'Ile-de-France, région capitale, est la plus grande région de France. Elle représente 18,8 % de la population française et produit 29 % du PIB. Cette région couvre 12 000 kilomètres carrés, soit 2,2 % de l'aire totale française. Elle consiste en 1 280 communes et les 20 arrondissements de la ville de Paris. Notre échantillon se compose ainsi de 1 300 observations au total. Depuis 1964, la région est composée de huit départements : Paris, Seine-et-Marne, Yvelines, Essonne, Hauts-de-Seine, Seine-Saint-Denis, Val-de-Marne et Val d'Oise. La carte 1 page suivante, représente ces 1 300 aires géographiques et les huit départements composant l'Ile-de-France.

Historiquement, les 1^{er}, 2^{ème}, 8^{ème}, 9^{ème} et 17^{ème} arrondissements de Paris forment le CBD (*Centre Business District* ou centre d'affaire) car les entreprises s'y sont traditionnellement localisées (IAURIF, 1999). C'est précisément l'influence de ce CBD sur l'espace environnant qui est évaluée dans cet article. Il est constitué de la première couronne (départements des Hauts-de-Seine, du Val-de-Marne et de la Seine-Saint-Denis) et de la seconde couronne (départements de l'Essonne, Seine-et-Marne, Val d'Oise et des Yvelines).

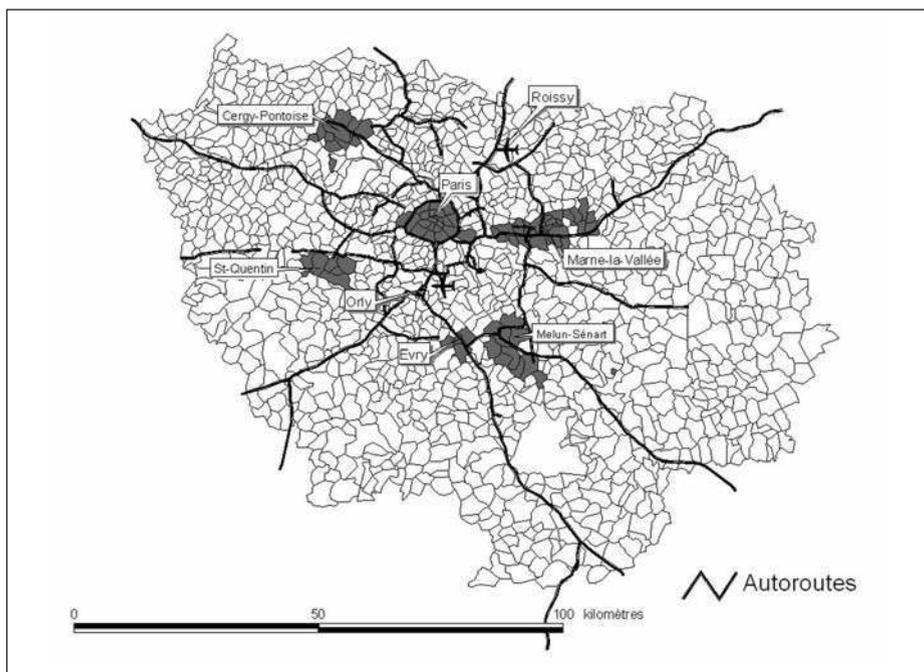
CARTE 1 : Départements et communes en Ile-de-France



L'organisation spatiale de l'espace urbain francilien a été très largement influencée par les politiques d'aménagement de 1965 destinées à décentraliser l'emploi. En effet, à cause de l'hypertrophie du centre de Paris et la croissance prévue de la population et de l'emploi, la décentralisation vers les aires suburbaines constituait à la fois un désir et une nécessité des autorités (IAURIF, 2001). Les plans de 1965 étaient visionnaires puisque la croissance de l'emploi tertiaire et le besoin d'espace de bureau ont été clairement identifiés. Dans ce contexte, les autorités ont eu pour objectif d'organiser et de soutenir la décentralisation avec deux grands aménagements.

Le premier a concerné le développement de la Défense, à l'ouest de Paris, avec l'intention de créer un nouveau CBD en Ile-de-France, et le second, la création de cinq villes nouvelles (Cergy-Pontoise, Évry, Marne-la-Vallée, Melun-Sénart, Saint-Quentin-en-Yvelines). Si la construction de la Défense avait pour objectif de satisfaire les demandes d'espaces de bureaux, l'aménagement des villes nouvelles était plutôt destiné à l'accueil de la population. Néanmoins, le développement économique des villes nouvelles est également devenu une priorité pour les autorités locales. La carte 2 représente la localisation du CBD, des villes nouvelles, des aéroports et des principales autoroutes en Ile-de-France.

CARTE 2 : Villes nouvelles, aéroports et autoroutes en Ile-de-France



Afin de mener notre analyse, nous utilisons les données de l'emploi au lieu de travail issues du recensement général de la population mené par l'INSEE pour l'année 1999. Les données sont disponibles à l'échelle de la commune et au niveau de la NAF 700. Dans la mesure où le sondage est effectué au quart, il n'est pas envisageable de faire une étude à l'échelle de la commune sur les 700 secteurs disponibles pour des raisons de fiabilité des données. Plus précisément, un arbitrage doit être effectué entre le niveau de désagrégation de l'unité spatiale retenue et le degré de désagrégation des secteurs. Étant donné que notre analyse requiert une échelle spatiale fine, nous avons privilégié l'agrégation des secteurs. Ainsi, l'emploi total ainsi que six secteurs sont étudiés qui recouvrent à la fois des activités manufacturières et des activités de services : industrie, high-tech, finance-assurance, services supérieurs, services aux consommateurs, services standards.

Un premier examen de ces données (cf. tableau 1 page suivante) révèle que l'emploi total est assez également réparti entre Paris, la première couronne et la deuxième couronne. La situation est cependant contrastée selon les secteurs et le poids de Paris dans l'emploi francilien total apparaît variable. Les secteurs les plus concentrés à Paris sont la finance-assurance (54,33 % de l'emploi total en finance-assurance) et dans une certaine mesure les services aux consommateurs (36,64 % de l'emploi total dans les services aux consomma-

TABLEAU 1 : Répartition de l'emploi en Ile-de-France

	Total en Ile-de-France	% à Paris	% dans la première couronne	% dans la deuxième couronne
Emploi total	3 314 495	30,87 %	36,73 %	32,39 %
Industrie	371 262	26,44 %	33,48 %	40,07 %
High-Tech	229 279	9,20 %	41,65 %	49,15 %
Finance-Assurance	256 205	54,33 %	30,97 %	14,70 %
Services supérieurs	637 510	35,97 %	39,62 %	24,41 %
Services aux consommateurs	547 927	36,64 %	29,78 %	33,59 %
Services standards	185 133	30,42 %	39,22 %	30,36 %

teurs). Cependant, les services supérieurs et les services standards sont prédominants dans la première couronne avec respectivement 39,62 % et 39,22 % de l'emploi total dans les services supérieurs et standards situés dans cette zone. Enfin, la deuxième couronne concentre une grande partie de l'emploi industriel (40,07 % de l'emploi industriel total) et de l'emploi en high-tech, très peu présent à Paris mêmes puisque seuls 9,20 % de l'emploi total en high-tech y sont localisés.

L'analyse statistique et économétrique spatiale nécessite la définition de matrices de poids spatiales qui permettent de spécifier la structure de la connectivité au sein de l'Ile-de-France. Différentes matrices de poids ont été considérées dans la littérature et le choix d'une matrice de poids appropriée constitue toujours l'un des enjeux les plus difficiles et controversés en statistique et économétrie spatiales (Jayet, 2001 ; Le Gallo, 2002). D'un point de vue appliqué, nous avons effectué notre choix sur la base des caractéristiques géographiques des unités spatiales (ici les communes) et plus particulièrement sur l'hétérogénéité des tailles (Baumont *et al.*, 2004). Ceci nous a conduit à privilégier une matrice de poids de plus proches voisins qui se définit comme suit. Les poids sont calculés à partir de la distance entre les centroïdes des communes et impliquent que chaque commune est connectée au même nombre k de communes, quelle que soit leur localisation. La forme générale d'une matrice de k -plus proches voisins k est alors définie de la façon suivante :

$$\begin{cases} w_{ij}^*(k) = 0 \text{ si } i = j, \forall k \\ w_{ij}^*(k) = 1 \text{ si } d_{ij} \leq d_i(k) \text{ et } w_{ij}(k) = w_{ij}^*(k) / \sum_j w_{ij}^*(k) \\ w_{ij}^*(k) = 0 \text{ si } d_{ij} > d_i(k) \end{cases} \quad (1)$$

où $w_{ij}^*(k)$ est un élément de la matrice de poids non standardisée ; $w_{ij}(k)$ est un élément de la matrice de poids standardisée et $d_i(k)$ est une distance seuil définie pour chaque commune i . Plus précisément, $d_i(k)$ est la $k^{\text{ème}}$ plus petite distance entre la commune i et toutes les autres unités de telle sorte que chaque commune i possède exactement k voisins. Puisque le nombre moyen de voi-

sins dans notre échantillon est de 5,80, nous avons construit une matrice de 6-plus proches voisins ($k = 6$). Les résultats présentés sont obtenus à l'aide de la matrice de plus proches voisins.

En outre, nous avons évalué la robustesse de ces résultats par rapport au choix de la matrice de poids. Par conséquent, comme dans Guillaïn *et al.* (2006), nous avons aussi mobilisé une matrice de contiguïté qui se définit ainsi : $w_{ij} = 1$ si les communes i et j partagent une frontière commune et 0 sinon. Les résultats restent robustes quelle que soit la matrice choisie (1).

RÉSULTATS ÉCONOMÉTRIQUES

Dans un premier temps, nous présentons les résultats obtenus à partir des régressions de densité globales pour l'emploi total et pour chacun des secteurs. Dans un second temps, nous analysons l'influence différenciée du CBD sur l'organisation économique de l'emploi francilien à l'aide de régression de densité locale.

Régressions globales

Nous analysons la structure urbaine francilienne en estimant des fonctions de densité d'emploi qui incluent la distance au centre comme variable explicative. Habituellement utilisées pour des densités de population, les fonctions de densité ont également été appliquées à l'emploi par Wadell et Shukla (1993), McMillen et McDonald (1998) et Sridhar (2007). Nous prenons comme point de départ la fonction de densité exponentielle négative :

$$D(u) = D(0)e^{-\gamma u + \varepsilon} \quad (2)$$

où $D(u)$ est la densité d'emploi à la distance u du CBD ; $D(0)$ est la densité d'emploi du CBD ; γ est le gradient de densité mesurant le taux proportionnel auquel la densité d'emploi diminue avec la distance et ε est le terme d'erreurs avec les propriétés habituelles. Toutes les distances sont mesurées par la distance à vol d'oiseau au premier arrondissement de Paris. Cette fonction est estimée sous forme logarithmique :

$$\ln D(u) = \ln D(0) - \gamma u + \varepsilon \quad (3)$$

Du point de vue économétrique, plusieurs caractéristiques de nos estimations doivent être soulignées. Premièrement, les estimations sont effectuées à l'aide des techniques de l'économétrie spatiale (Anselin, 1988 ; Jayet, 2001 ; Le Gallo, 2002). En effet, ces méthodes permettent de prendre en compte explicitement la dimension spatiale des activités économiques dans les

(1) Les résultats complets sont disponibles auprès des auteurs sur demande.

modèles économétriques. Elles sont particulièrement adaptées à notre sujet puisqu'elles ont pour objectif le traitement de données localisées, c'est-à-dire les observations d'une variable mesurée en des localisations différentes. Par ailleurs, les techniques de l'économétrie spatiale présentent des propriétés intéressantes pour notre propos. D'abord, elles permettent de prendre en compte la localisation relative des communes : les communes ne sont pas considérées comme des îlots isolés. Au contraire, la position géographique de chaque commune est considérée par rapport à l'ensemble des communes. Ensuite, des effets de débordements géographiques entre les communes peuvent être révélés. Enfin, estimer une forme d'autocorrélation spatiale permet de capter l'effet des variables omises dans les fonctions de densité. Plusieurs formes fonctionnelles sont possibles. Les deux alternatives les plus couramment utilisées sont le modèle autorégressif spatial et le modèle avec autocorrélation spatiale des erreurs. Dans le premier cas, un terme autorégressif est rajouté dans (3) :

$$\ln D(u) = \rho W[\ln D(u)] + \ln D(0) - \gamma u + \varepsilon \quad (4)$$

Dans le second cas, on suppose que le terme d'erreurs suit un processus autorégressif : $\varepsilon = \lambda W \varepsilon + \xi$ avec $\xi \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma^2 I_n)$, avec $n = 1\,300$. Les techniques de l'économétrie spatiale ont été utilisées dans le cadre des fonctions de densité par Baumont *et al.* (2004), Griffith et Can (1995) ou Griffith et Wong (2007).

Deuxièmement, nous prenons en compte les problèmes d'hétéroscédasticité soulevés par Baumont et Le Gallo (2000). L'hétéroscédasticité, ou la non-constance de la variance du terme d'erreurs, induit des estimateurs inefficients si elle n'est pas traitée. Cependant, considérer conjointement l'autocorrélation spatiale et l'hétéroscédasticité pose plusieurs problèmes (Le Gallo, 2004). D'une part, les tests habituels d'hétéroscédasticité (Breusch-Pagan, White) ne sont pas fiables en présence d'autocorrélation spatiale et d'autre part, les tests habituels utilisés pour détecter la forme et la présence d'autocorrélation spatiale peuvent également être affectés par l'hétéroscédasticité.

Dans ces conditions, nous avons tout d'abord estimé la relation (2) par les Moindres Carrés Ordinaires pour l'emploi total ainsi que pour l'emploi dans les six secteurs sélectionnés (2). Les régressions font effectivement apparaître un problème potentiel d'hétéroscédasticité. Ainsi, pour l'emploi total, la statistique de White prend une valeur de 16,79 associée à une probabilité critique de 0,0002. Par ailleurs, un problème de non-normalité des résidus est détecté à l'aide du test de Jarque-Bera. Enfin, toutes les statistiques du multiplicateur de Lagrange font apparaître la présence d'autocorrélation spatiale qui nécessi-

(2) Pour des raisons de place, nous ne reproduisons pas ici ces résultats. Ils sont cependant disponibles sur demande auprès des auteurs.

te un traitement particulier, omis dans cette spécification. Cependant, dans la mesure où ces tests peuvent être affectés par les problèmes d'hétéroscédasticité et de non-normalité, nous n'adoptons pas ici la procédure habituelle de recherche de spécification de la forme du modèle (procédure « spécifique au général ») qui consiste à comparer la valeur et la significativité des tests du multiplicateur de Lagrange pour déterminer si le modèle est un modèle autorégressif ou un modèle avec autocorrélation spatiale des erreurs (3).

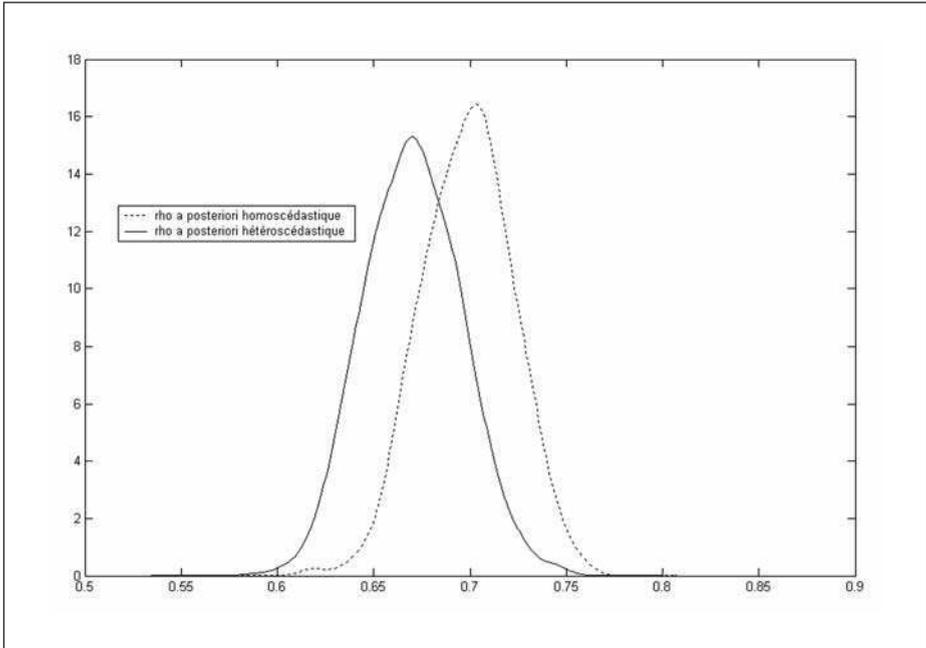
Alternativement, nous choisissons d'estimer un modèle bayésien robuste à l'hétéroscédasticité en utilisant la méthode proposée par LeSage (1997, 1999). Ce modèle repose sur les croyances *a priori* suivantes : un *prior* diffus pour les paramètres du modèle et un *prior* uniforme sur l'intervalle $[-1; 1]$ pour ρ . Par ailleurs, les termes d'erreurs sont supposés avoir la forme suivante $\varepsilon \Leftrightarrow \mathcal{N}(0, \sigma^2 V)$ avec $V = \text{diag}(v_1, v_2, \dots, v_n)$. Ce modèle est estimé par les méthodes de simulation de type MCMC (*Markov-Chain Monte-Carlo*) dans lesquelles une distribution *a priori* est assignée aux termes v_i prenant la forme d'un ensemble de n distributions indépendantes et identiquement distribuées de loi $\chi^2(r) / r$, où r représente le paramètre de la loi du khi-deux. Cette méthode permet d'estimer $n = 1\,300$ variances v_i en ne rajoutant qu'un seul paramètre dans le modèle (Geweke, 1993). Elle permet également de traiter les observations atypiques ou aberrantes associées à des variances importantes en sous-pondérant leur importance dans l'estimation.

Nous avons ainsi estimé un modèle autorégressif bayésien hétéroscédastique (équation 4) à l'aide de la méthode de simulation MCMC en posant $r = 4$. Dans ces conditions, toutes les observations associées à des variances supérieures à 4 peuvent être considérées comme des observations aberrantes. Pour l'emploi total, il y avait 49 observations de ce type réparties dans tout l'espace francilien, certaines d'entre elles correspondant à des communes faisant partie de villes nouvelles (Melun) ou de l'aéroport de Roissy-en-France (4). Une comparaison entre les estimations du modèle autorégressif spatial obtenues par la méthode du maximum de vraisemblance en supposant les erreurs homoscedastiques, et la méthode bayésienne hétéroscédastique est possible. Ainsi, la figure 1 page suivante représente d'une part, le coefficient autorégressif spatial estimé par la méthode du maximum de vraisemblance et d'autre part, la distribution *a posteriori* pour le coefficient autorégressif spatial estimé par la méthode bayésienne. Cette dernière est asymétrique à droite, comparée à la distribution normale. Cette asymétrie est causée par la présence d'observations aberrantes et des variances non-constantes. Il est donc important d'en tenir compte dans l'estimation.

(3) Voir Paci et Usai (2008, ce numéro) pour une application de cette stratégie.

(4) L'estimation d'un modèle bayésien avec autocorrélation spatiale des erreurs fournit des résultats qualitativement et quantitativement similaires.

FIGURE 1 : Distribution a posteriori du coefficient autorégressif spatial estimé pour l'emploi total



Les tableaux 2 et 3 présentent les estimations du modèle autorégressif spatial bayésien hétéroscédastique obtenues à l'aide de la méthode MCMC pour l'emploi total et les six secteurs sélectionnés. Ces estimations correspondent dans ce cas à la moyenne de la distribution *a posteriori*. Plusieurs commentaires ressortent de ces résultats.

TABLEAU 2 : Résultats des estimations monocentriques bayésiennes hétéroscédastiques (1)

	Emploi total	Emploi industriel	Emploi High-Tech	Emploi Finance-Assurance
Constante	-0,603 (0,000)	-0,750 (0,000)	-1,556 (0,000)	-1,809 (0,000)
Distance au CBD	-0,031 (0,000)	-0,025 (0,000)	0,006 (0,049)	0,024 (0,000)
$\hat{\rho}$	0,696 (0,000)	0,360 (0,000)	0,339 (0,000)	0,318 (0,000)
σ^2	1,317	2,863	3,041	2,471
Sq. corr	0,776	0,513	0,510	0,617

Notes : $n = 1300$ observations. Les probabilités critiques sont données entre parenthèses. Sq. Corr. est la corrélation au carré entre les valeurs observées et prévues.

TABLEAU 3 : Résultats des estimations monocentriques bayésiennes hétéroscédastiques (2)

	Emploi services supérieurs	Emploi services aux consommateurs	Emploi services standards
Constante	-0,454 (0,000)	-0,137 (0,129)	-1,694 (0,000)
Distance au CBD	-0,025 (0,000)	-0,042 (0,000)	0,009 (0,008)
$\hat{\rho}$	0,545 (0,000)	0,423 (0,000)	0,696 (0,357)
σ^2	3,235	2,587	3,196
Sq. corr	0,500	0,568	0,504

Notes : $n = 1300$ observations. Les probabilités critiques sont données entre parenthèses. Sq. Corr. est la corrélation au carré entre les valeurs observées et prévues.

Le coefficient ρ estimé est toujours positif et significatif indiquant la présence d'autocorrélation spatiale. Ainsi, la valeur du gradient de densité d'emploi dans une commune est influencée par la valeur dans les communes voisines. L'autocorrélation spatiale est plus importante pour l'emploi total et pour l'emploi dans les services standards que pour l'emploi dans les secteurs industriels, high-tech et finance-assurance. Ceci suggère des comportements différenciés de localisation à partir du centre traditionnel d'affaire selon les secteurs.

Cet argument est renforcé par l'analyse des gradients de densité. Le gradient pour l'emploi total est positif (5) et significatif indiquant que le CBD structure globalement la répartition de l'emploi en Ile-de-France. Plus précisément, la valeur de gradient de 3,1 % indique que la densité d'emploi diminue de 3,1 % à mesure que l'on s'éloigne par tranches d'un km du centre traditionnel d'affaire. Là encore, la situation apparaît variable selon les secteurs. Ainsi, la valeur du gradient est significative pour l'ensemble des secteurs. Cependant, deux cas doivent être distingués.

Premièrement, pour l'emploi industriel, dans les services supérieurs et aux consommateurs, le gradient est positif et significatif. Il est plus élevé pour les services aux consommateurs que pour l'industrie et les services supérieurs. En d'autres termes, la décroissance de l'emploi est plus rapide à partir du centre pour les services aux consommateurs que pour l'industrie et les services supérieurs. Dans ces deux derniers cas, le gradient de densité est comparable à celui de l'emploi total.

(5) Les tableaux 2 et 3 contiennent l'estimation de $-\gamma$.

Deuxièmement, le gradient n'est pas du signe attendu pour l'emploi high-tech, la finance-assurance et les services standards : il est négatif et significatif, ce qui indiquerait qu'au fur et à mesure qu'on s'éloigne du centre, plus l'emploi dans ces secteurs est important, traduisant un effet répulsif du centre (cet effet n'est significatif qu'à 5 % dans le cas de l'emploi high-tech). Cet effet est faible pour l'emploi high-tech et les services standards et plus important pour les emplois dans la finance-assurance.

Ce résultat contre-intuitif doit être approfondi dans la mesure où les résultats de Guillain *et al.* (2006) penchent plutôt en faveur d'une localisation marquée des emplois dans la finance-assurance dans et autour du centre traditionnel d'affaire. Aussi, une analyse locale des gradients de densité s'avère nécessaire pour lever ce paradoxe. Par ailleurs, même lorsque la valeur globale du gradient est conforme aux attentes, une analyse locale des gradients de densité est pertinente. En effet, les gradients globaux peuvent masquer des disparités importantes de comportement. Le gradient global fournit une évolution de la densité dans l'espace uniforme quelles que soient la distance et la direction considérées par rapport au centre traditionnel. Des évolutions différenciées sont susceptibles d'être observées selon ces deux critères.

Régressions locales

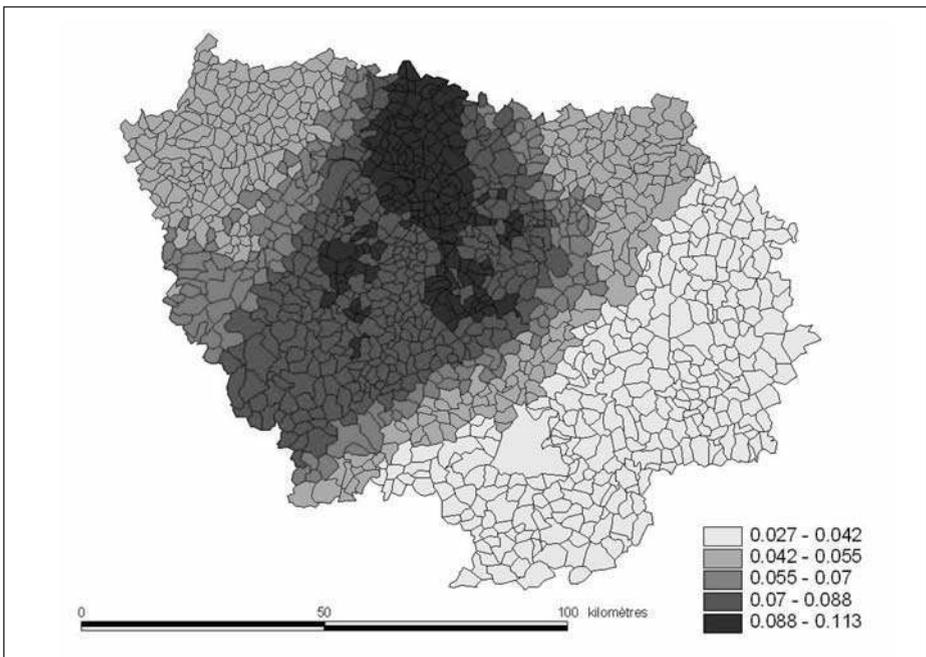
De nombreuses études ont été menées afin de capter l'irrégularité dans la distribution des densités de population et d'emploi dans les aires urbaines. En d'autres termes, il peut exister une hétérogénéité spatiale dans la distribution des densités d'emploi ou de population. Ainsi, Alperovitch (1995) et Baumont *et al.* (2004) estiment une fonction *spline* exponentielle pour capter le fait que la densité de population ne décroît pas de façon homogène lorsque la distance au CBD augmente. Alperovitch et Deutsch (2002) spécifient deux régimes différents dans l'aire urbaine de Tel-Aviv. Cependant, ces différentes solutions supposent que l'on connaît *a priori* la forme que prend l'hétérogénéité spatiale dans la distribution des densités d'emploi ou de population. Si l'hétérogénéité spatiale est mal spécifiée, les estimations seront affectées.

Au lieu d'imposer une structure sur la forme prise par l'hétérogénéité spatiale, nous préférons utiliser une spécification plus souple n'imposant aucune restriction sur les paramètres de la régression (4). Il s'agit du modèle SALE (*Spatial Autoregressive Local Estimation*) proposé par Pace et LeSage (2004) qui permet de considérer simultanément l'hétérogénéité spatiale des paramètres et l'autocorrélation spatiale. Leur approche permet en effet d'estimer, pour chaque observation, un coefficient autorégressif, un terme constant et un gradient de densité, soit, dans notre cas, 3 900 estimations au total. À cette fin, l'équation (4) est estimée de façon récursive pour chaque observation i . Tout d'abord, les observations de l'échantillon sont triées par rapport à la distance à cette observation i . Ensuite, on construit pour i un sous-échantillon composé des m observations les plus proches de i et une matrice de poids correspondant à ces m observations est également construite. Enfin, l'estimation des

paramètres pour l'observation i est alors obtenue en appliquant la méthode du maximum de vraisemblance pour ce sous-échantillon. Cette procédure est répétée pour chaque observation de l'échantillon, ce qui a conduit à une séquence de 1 300 autorégressions spatiales. Pace et LeSage (2004) montrent que lorsque $m \rightarrow n$, les estimations locales tendent vers les estimations globales (tableaux 2 et 3).

La mise en œuvre de la méthode SALE nécessite la définition du paramètre m qui définit la taille de chaque sous-échantillon servant à estimer chaque régression locale. Pace et LeSage (2004) indiquent que choisir m trop petit conduit à des estimations locales erratiques alors que choisir m trop grand conduit à des estimations locales trop lisses, puisque ces estimations locales tendent vers les estimations globales lorsque m augmente. Ils proposent d'utiliser une valeur de m comprise entre $n/4$ et $3n/4$. Nous présentons les résultats avec $m = 350$ afin d'assurer une variabilité suffisante des estimations. En outre, chaque régression locale est également susceptible d'être affectée par les mêmes problèmes que la régression globale : hétéroscédasticité, observations aberrantes (Ertur *et al.*, 2007). En conséquence, nous adoptons pour chaque régression locale la même méthode d'estimation robuste à l'hétéroscédasticité à l'aide des méthodes de simulation MCMC. Ceci permet d'éviter que les observations aberrantes n'exercent une trop grande influence sur les estimations locales.

CARTE 3 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi total



Les gradients de densité locaux sont présentés dans la carte 3 pour l'emploi total et dans les cartes 4 à 9 pour les six secteurs. Seuls les gradients de densité locaux statistiquement significatifs au seuil de 5 % sont représentés par un code couleur selon leur valeur. Les gradients de densité non significatifs, lorsqu'il y en a, sont associés aux communes en blanc.

L'analyse des gradients locaux de densité d'emploi total (carte 3) révèle que le centre d'affaire traditionnel structure effectivement l'organisation des emplois en Ile-de-France. On observe de part et d'autre de ce centre des regroupements de valeurs identiques de gradients locaux, tous significatifs alors que les valeurs des gradients diminuent de manière progressive dans toute l'Ile-de-France. Ceci révèle que la courbe représentative des gradients de densité est de plus en plus plate lorsqu'on s'éloigne du centre, c'est-à-dire que la diminution de l'emploi total est de moins en moins marquée. Néanmoins, la distribution géographique des gradients de densité n'est pas concentrique : on n'observe pas une baisse du gradient de densité de manière uniforme dans l'espace au fur et à mesure qu'on s'éloigne du centre et ce, dans toutes les directions. Au contraire, la baisse du gradient s'effectue essentiellement le long d'un corridor orienté Sud-Ouest/Nord-Est, passant par le centre d'affaire. Deux autres éléments retiennent l'attention. D'une part, les gradients de densité chutent rapidement dans le nord du centre d'affaire. D'autre part, on observe deux poches de valeurs élevées de gradients de densité au Sud-Ouest et au Sud-Est : d'un côté, entre Paris et Saint-Quentin-en-Yvelines et de l'autre côté entre Paris et Melun-Sénart. Au nord de Paris, cette décroissance dans les gradients d'emplois peut s'expliquer par le fait que cette zone est en déclin, marquée par la fermeture d'industries entraînant l'existence de friches industrielles encore non réhabilitées pour une bonne partie d'entre elles (IAURIF, 2003). Entre Paris et les villes nouvelles, l'explication est plus relative au manque d'attractivité de ces zones, car elles sont mises en concurrence avec Paris et les politiques d'aménagement du territoire envers les villes nouvelles.

Lorsqu'on analyse la distribution des gradients de densité pour chacun des six secteurs retenus, la distribution des gradients qui se rapproche le plus de la distribution des gradients de l'emploi total est celle pour l'emploi industriel (carte 4) : on retrouve une organisation des valeurs des gradients selon un corridor Sud-Ouest/Nord-Est et des valeurs élevées pour le gradient de densité au nord de Paris, corroborant l'idée d'une zone marquée par le déclin industriel. À la différence de l'emploi total, on observe une zone de non-significativité dans les valeurs du gradient de densité à l'est de Paris, dans la troisième couronne puis une zone dans laquelle les gradients de densité prennent une valeur positive : ceci semble lié à la faible présence de l'emploi industriel dans la partie Est de la troisième couronne. Une présence un peu plus marquée d'emploi industriel par rapport à la zone de non-significativité entraîne alors une valeur négative du gradient de densité. Des commentaires similaires s'appliquent à la distribution géographique du gradient de densité pour l'emploi des services supérieurs (carte 7). Cependant, une différence est observée dans la distribution des valeurs positives les plus élevées : elles sont localisées au nord de Paris mais aussi entre les villes nouvelles de Marne-la-vallée et Melun Sénart d'une part, et Melun-Sénart et Saint-Quentin, d'autre part. On peut à nouveau

penser que le manque d'attractivité de ces zones est lié au déclin industriel, aux politiques d'aménagement en faveur des villes nouvelles mais aussi au manque de dynamisme de l'aéroport d'Orly.

La distribution géographique du gradient de densité pour l'emploi high-tech (carte 5) présente aussi une image qui se rapproche de l'emploi total dans le sens où les gradients de densité se répartissent selon le même corridor. Cependant, des différences importantes doivent être mentionnées. Tout d'abord, la zone de non-significativité ne se limite pas à une bande mais entoure toute la zone de significativité. Ensuite, à l'Est dans la troisième couronne, on observe une zone importante dans laquelle le gradient de densité n'a pas la valeur attendue : le gradient de densité de l'emploi high-tech a une valeur négative. Par ailleurs, cette zone est relativement importante et la valeur du gradient augmente plus que pour l'emploi industriel. Enfin, le gradient dans une zone centrale autour de Paris prend des valeurs élevées. Ces trois tendances combinées expliquent que la valeur du gradient global n'est pas du signe attendu, de fortes disparités dans les gradients locaux étant observées dans toute l'Ile-de-France. Les résultats sont plus conformes aux attentes lorsqu'on examine les valeurs locales : le CBD reste un centre autour duquel les gradients de densité s'organisent de manière décroissante et l'effet répulsif ne se manifeste qu'aux franges de l'Ile-de-France. Il est alors davantage attribué à la faiblesse des valeurs du gradient de densité dans l'Est qu'à un effet répulsif du centre. Néanmoins, ce centre exerce tout de même un effet important sur la répartition de l'emploi high-tech puisque les gradients possèdent une valeur élevée dans toute cette zone centre : les valeurs de densité en emploi high-tech chutent rapidement dès que l'on s'éloigne du centre. Ces différentes spécificités se retrouvent globalement pour l'emploi dans les services standards (carte 9). De même que pour l'emploi high-tech, c'est aussi dans la troisième couronne qu'on observe des valeurs non significatives du gradient de densité et des valeurs qui n'ont pas le signe attendu (signe négatif).

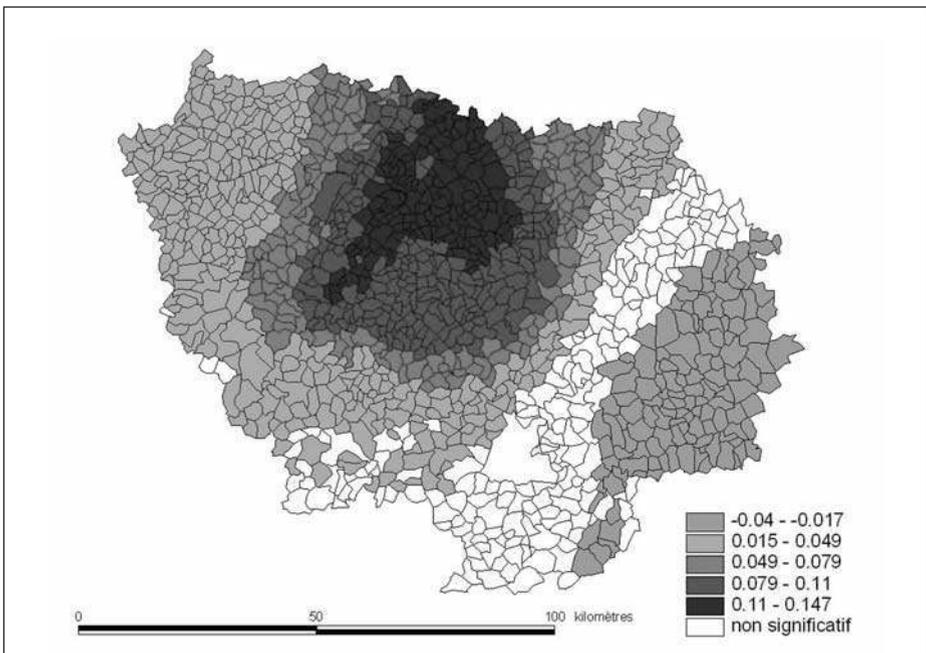
La distribution géographique du gradient de densité pour l'emploi en finance-assurance (carte 6) est celle qui apparaît la plus différente à toutes les autres distributions. La zone de gradients positifs significatifs se situe essentiellement sur la première couronne et est formée de cercles concentriques. Ensuite, on observe un cercle de valeurs non significatives du gradient de densité puis des croissants de valeurs de gradients négatives. Cette configuration particulière des gradients de densité explique qu'au niveau global, le signe n'est pas celui attendu (signe négatif). Néanmoins, tout comme dans les cas précédents, autour du centre d'affaire, on observe bien une décroissance des gradients locaux de densité. Cette organisation très particulière de la distribution géographique du gradient de densité pour la finance-assurance est à relier aux spécificités du secteur. D'une part, la finance-assurance présente une forte attractivité du centre traditionnel (Guillain *et al.*, 2006). En effet, les activités de finance-assurance sont attirées par le centre traditionnel d'affaire en raison du prestige lié à une adresse dans ce centre, et ce d'autant plus que leurs marchés sont orientés à l'international (Coffey *et al.*, 1996). Cette attirance pour le CBD entraîne une décroissance des gradients de densité immédiate et marquée. D'autre part, une des composantes du secteur de la finance-assurance ne relève pas des services supérieurs

aux producteurs mais des services à la population (Alvergne et Shearmur, 2003). Étant donné les nomenclatures disponibles, il n'est pas possible de dissocier ces activités, ce qui n'est pas propre à la nomenclature des activités françaises. Aussi, l'opposition géographique entre les valeurs des gradients peut être le reflet de cette dichotomie du secteur de la finance-assurance.

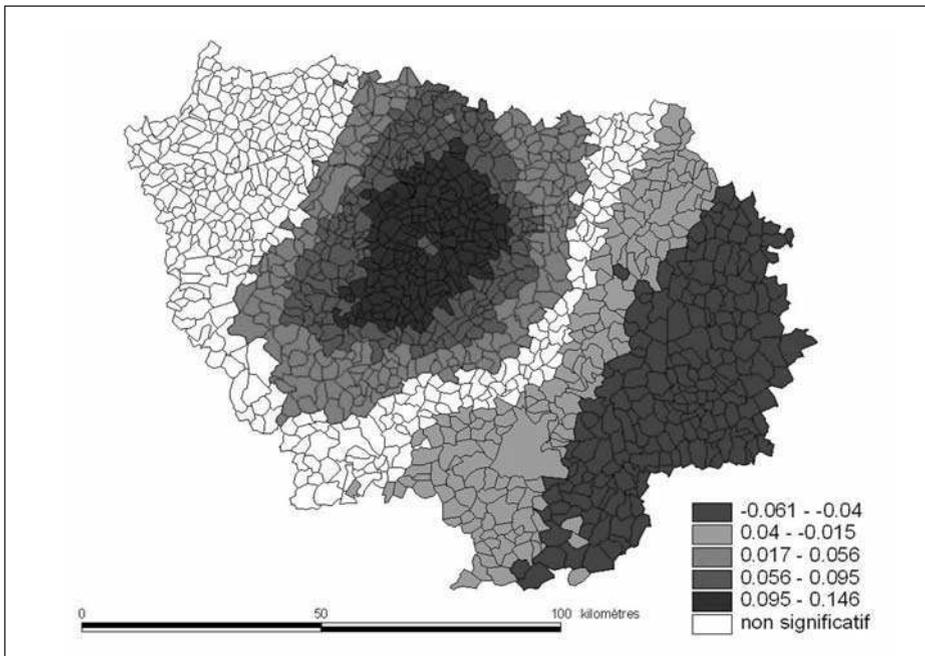
En ce qui concerne les services aux consommateurs (carte 8), un schéma concentrique dans la distribution des gradients de densité est observé, même si la décroissance des gradients de densité est plus forte au Nord qu'au Sud. Ce schéma suit globalement la répartition de la population et on retrouve ici une des caractéristiques des villes européennes : les centres n'attirent pas seulement des emplois à l'instar des villes américaines. Ce sont aussi des lieux privilégiés comme choix résidentiels en raison de la diversité de patrimoine et d'aménités qui y sont associées (Brueckner *et al.*, 1999).

Finalement, l'analyse des gradients locaux de densité a permis de révéler des situations contrastées dans la valeur de ces gradients, qui sont masquées lorsque seul un gradient global est considéré. Mener une étude sur différents secteurs n'est pas suffisant pour révéler toute la complexité de la distribution géographique des gradients de densité d'emploi. Au contraire, une analyse des valeurs locales permet de mettre en évidence des situations différenciées non seulement dans les distributions géographiques des valeurs des gradients

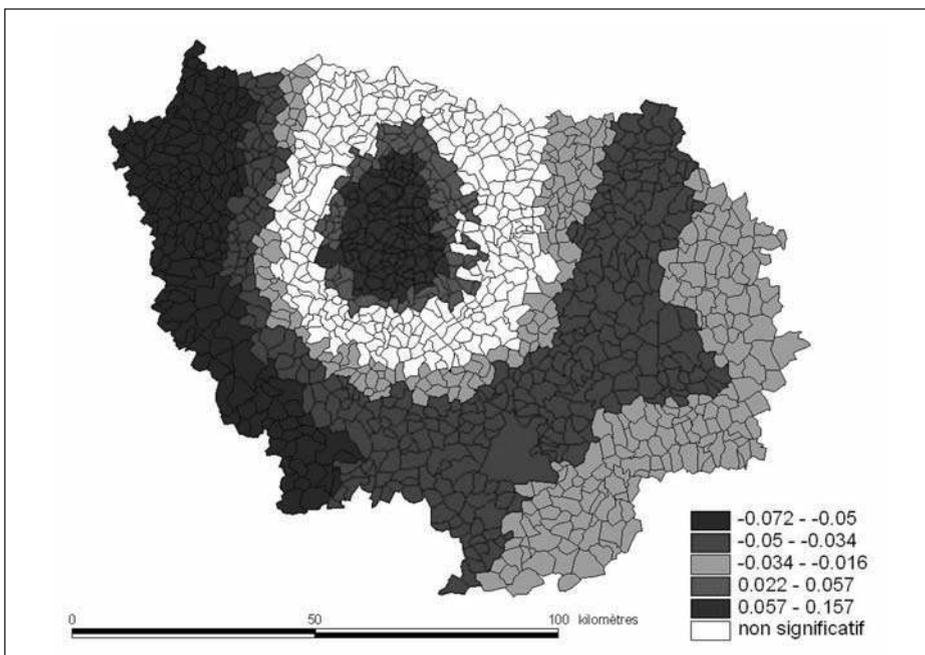
CARTE 4 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi industriel



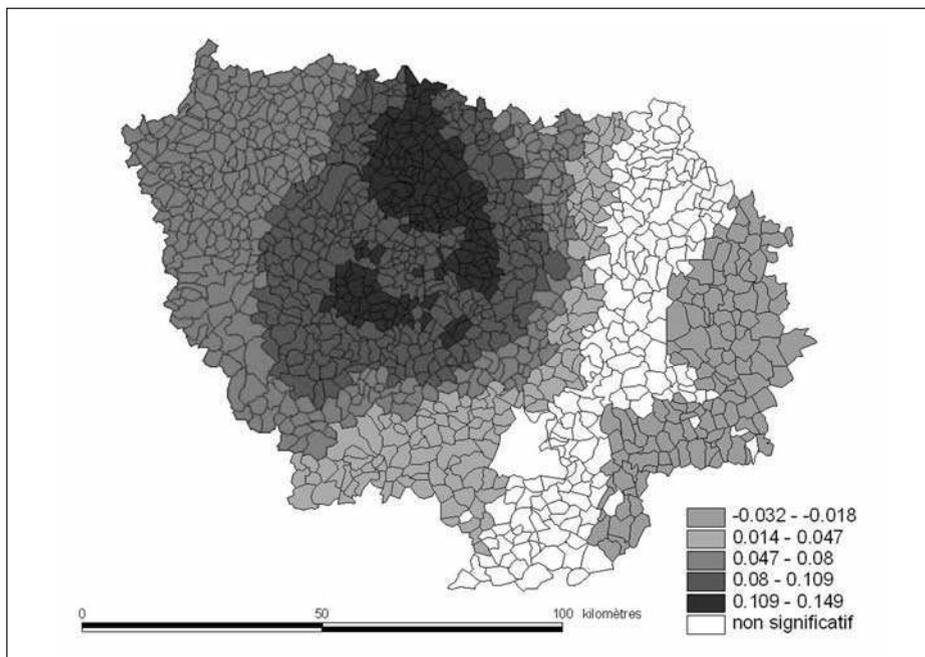
CARTE 5 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi high-tech



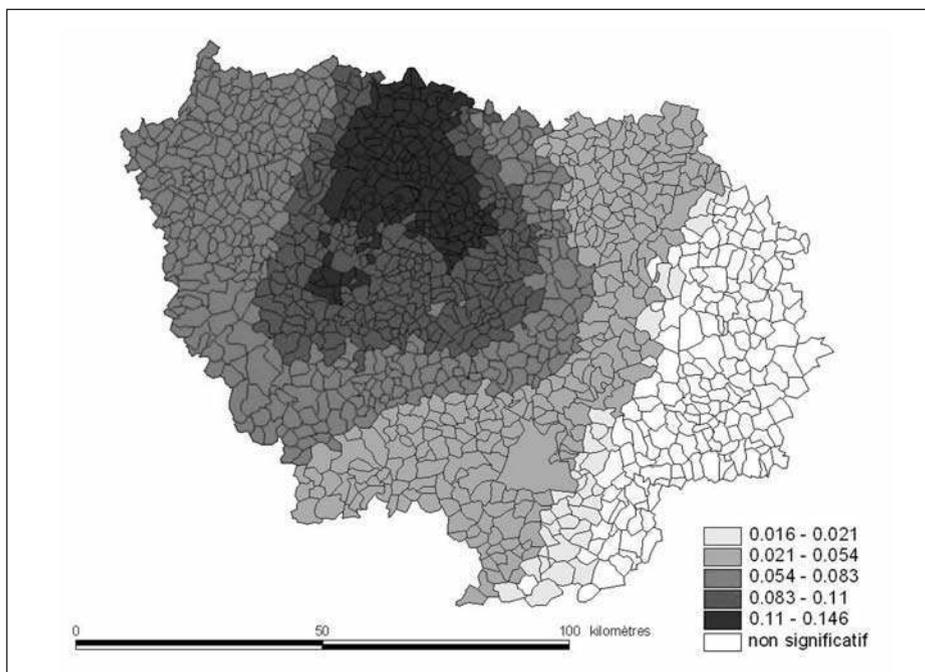
CARTE 6 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi en finance-assurance



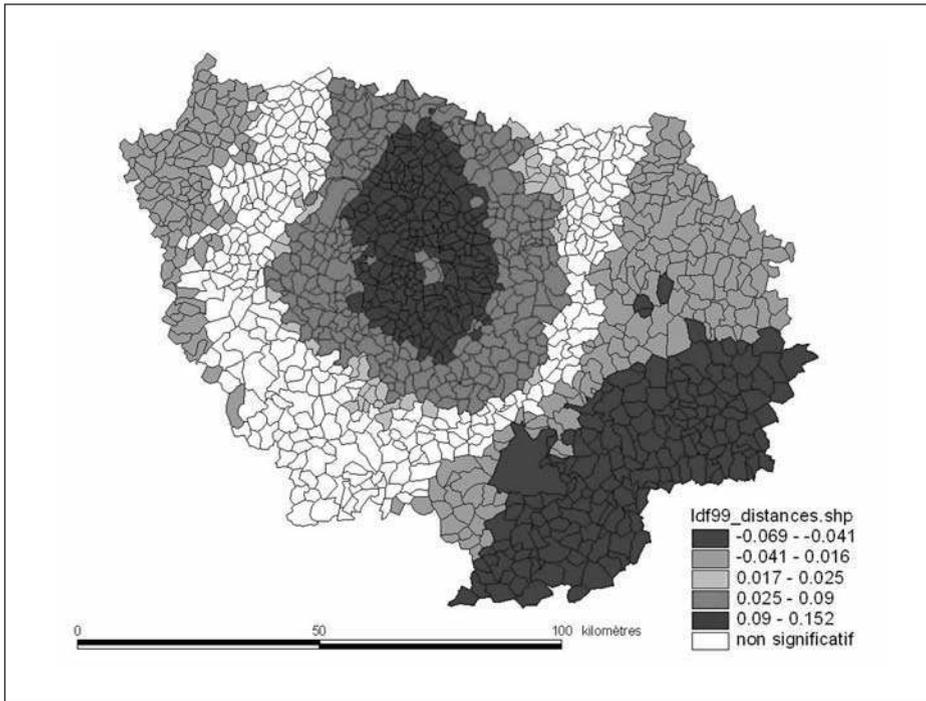
CARTE 7 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi des services supérieurs



CARTE 8 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi des services aux consommateurs



CARTE 9 : Distribution géographique du gradient de densité estimé pour l'emploi des services standards



locaux mais aussi dans les orientations spatiales considérées autour du centre d'affaire traditionnel.

CONCLUSION

L'étalement urbain, la suburbanisation des activités, l'augmentation des coûts de congestion et des coûts fonciers dans les centres-villes ont remis en cause le rôle et l'importance du centre d'affaire traditionnel dans les villes. Dans cet article, nous avons analysé dans quelle mesure le centre d'affaire traditionnel (CBD) de Paris structurait toujours l'emploi en Ile-de-France ou si, au contraire, face à ces différentes évolutions, son influence était devenue plus limitée. Afin de répondre à cette interrogation, nous avons choisi de compléter l'article de Guillain *et al.* (2006), qui identifiait les centres d'emploi à l'aide de méthodes reposant sur des indicateurs de l'agglomération des activités, par une analyse économétrique. Cette dernière se base sur l'estimation de fonction de densités d'emploi, reliant la densité d'emploi à la distance au 1^{er} arrondissement de Paris. L'analyse du signe et de la significativité du coefficient associé, le gradient de densité d'emploi, permet alors de mesurer l'in-

fluence du CBD. Par rapport aux précédents articles s'intéressant à ce type de fonctions, nous introduisons trois innovations.

Premièrement, nous considérons à la fois l'influence du CBD sur l'emploi total mais également son influence sur six grands secteurs d'activité, dont les choix de localisation et les arbitrages associés sont susceptibles d'être de nature différente. Deuxièmement, afin de capter le fait que les gradients de densité peuvent être différents selon la distance à laquelle la commune francilienne se trouve du CBD (distribution hétérogène) et selon la direction considérée dans l'espace (distribution anisotropique), nous avons mis en œuvre des régressions locales permettant d'estimer pour chaque commune, un gradient de densité différencié. Troisièmement, cette analyse de l'hétérogénéité est couplée à une prise en compte de l'autocorrélation spatiale, liée à l'utilisation de données localisées et permettant de prendre en compte la localisation relative des communes. À cette fin, des régressions bayésiennes spatiales robustes à l'hétéroscédasticité, globales et locales, ont été mises en œuvre.

Les principaux résultats de notre étude indiquent que le CBD structure toujours globalement l'emploi en Ile-de-France mais que son influence est effectivement très variable selon les secteurs et selon la distance et la direction de la commune au CBD. Si cette influence est globalement manifeste pour l'emploi total, l'emploi industriel, dans les services supérieurs et aux consommateurs, le CBD aurait cependant un effet répulsif pour l'emploi high-tech ainsi que l'emploi dans la finance-assurance et dans les services standards. Cependant, ces constats masquent d'importantes disparités géographiques dans la distribution des gradients de densité d'emploi. En particulier, les valeurs des gradients diminuent plus ou moins rapidement dans l'Ile-de-France selon les secteurs et selon un corridor orienté Sud-Ouest/Nord-Est. En revanche, l'effet répulsif globalement observé pour trois des six secteurs considérés traduit en fait une diminution importante du gradient autour du CBD, ce qui s'interprète comme une influence forte de ce CBD sur son environnement immédiat, accompagné d'un effet répulsif s'exerçant aux franges de l'Ile-de-France.

Finalement, si le CBD influence toujours la localisation de l'emploi en Ile-de-France, cette influence s'avère variable et complexe. Cette étude peut faire l'objet de différents approfondissements. En particulier, la forme fonctionnelle utilisée est une fonction exponentielle négative. D'autres spécifications ont été proposées dans le cadre de la modélisation des fonctions de densité de population (Derycke, 2000) et nous nous proposons d'analyser la robustesse des résultats obtenus à la forme retenue. En outre, la structure multicentrique de l'Ile-de-France devra être prise en compte, en retenant des fonctions de densité multicentriques (Baumot et Le Gallo, 2000) pour effectuer cette analyse et pouvoir considérer l'influence des centres d'emploi secondaires en Ile-de-France.

BIBLIOGRAPHIE

- ALPEROVICH G. (1995), « The effectiveness of spline urban density functions: an empirical investigation », *Urban Studies*, 32, pp. 1537-1548.
- ALPEROVICH G., DEUTSCH J. (2002), « An application of a switching regimes regression to the study of urban structure », *Papers in Regional Science*, 81, pp. 83-98.
- ALVERGNE C., SHEARMUR R. (2003), « Regional planning policy and the location of employment in the Ile-de-France: does policy matter? », *Urban Affairs Review*, 39, pp. 3-31.
- ANSELIN L. (1988), « Spatial Econometrics: Methods and Models », Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- BAUMONT C., ERTUR C., LE GALLO J. (2004), « Spatial analysis of employment and population: the case of the agglomeration of Dijon, 1999 », *Geographical Analysis*, 36, pp. 146-176.
- BAUMONT C., LE GALLO J. (2000), « Les nouvelles centralités urbaines », dans: BAUMONT C., COMBES P.-P., DERYCKE P.-H., JAYET H. (Éds.), « Économie géographique. Les théories à l'épreuve des faits », Paris: Economica.
- BRUECKNER J.-K., THISSE J.-F., ZENOU Y. (1999), « Why is central Paris rich and downtown Detroit poor? An amenity-based theory », *European Economic Review*, 43, pp. 91-107.
- COFFEY W.-J., DROLET R., POLESE M. (1996), « The intrametropolitan location of high-order services: patterns, factors and mobility in Montreal », *Papers in Regional Science*, 75, pp. 293-323.
- COFFEY W.-J., SHEARMUR R. (2002), « Agglomeration and dispersion of high-order service employment in the Montreal metropolitan region, 1981-1996 », *Urban Studies*, 39, pp. 359-378.
- DERYCKE P.-H. (2000), « L'évolution des densités urbaines. Histoire et modélisation », dans: DERYCKE P.-H. (Eds), « Structure des villes, entreprises et marchés urbains », Paris: l'Harmattan.
- ERTUR C., LE GALLO J., LESAGE J. (2007), « Local versus global convergence in Europe: A bayesian spatial econometric approach », *The Review of Regional Studies*, 37, pp. 82-108.
- GEWEKE J. (1993), « Bayesian treatment of the independent Student-t linear model », *Journal of Applied Econometrics*, 8, pp. 19-40.
- GUILAIN R., LE GALLO J., BOITEUX-ORAIN (2006), « Changes in spatial and sectoral patterns of employment in Ile-de-France », 1978-1997, *Urban Studies*, 43, pp. 2075-2098.
- GRIFFITH D.-A., CAN A. (1995), « Spatial statistical-econometric versions of simple urban population density models », dans: GRIFFITH D.A., ARLINGHAUS S.L. (Eds.), « Handbook of Spatial Statistics », Boca Raton: CRC Press.
- GRIFFITH D.-A., WONG D.-W. (2007), « Modeling population density across major US cities: a polycentric spatial regression approach », *Journal of Geographical System*, 9, pp. 53-75.
- IAURIF (1999), « Enjeux économiques pour l'Ile-de-France, du régional au local », Paris: IAU-RIF (*Les Cahiers de l'IAURIF* n° 124).
- IAURIF (2001), « 40 ans en Ile-de-France. Rétrospective 1960-2000 », Paris: IAU-RIF (Études et Documents).
- IAURIF (2003), « Franges des métropoles - Des territoires de projets », Paris: IAU-RIF (*Les Cahiers de l'IAURIF* n° 136).
- JAYET H. (2001), « Économétrie des données spatiales, une introduction à la pratique », *Cahiers d'Économie et de Sociologie Rurales*, 58-59, pp. 105-129.
- LE GALLO J. (2002), « Économétrie spatiale: l'autocorrélation spatiale dans les modèles de régression linéaire », *Économie et Prévision*, 155, pp. 139-158.
- LE GALLO J. (2004), « Hétérogénéité spatiale, principes et méthodes », *Économie et Prévision*, 162, pp. 151-172.

- LESAGE J.-P. (1997), « Bayesian estimation of spatial autoregressive models », *International Regional Science Review*, 20, pp. 113-129.
- LESAGE J.-P. (1999), « Spatial Econometrics using Matlab. A Manual for the Spatial Econometrics Toolbox Functions » Téléchargeable sur le site spatial-econometrics.com.
- McMILLEN D.-P. (2001), « Nonparametric employment subcenter identification », *Journal of Urban Economics*, 50, pp. 448-473.
- McMILLEN D.-P., McDONALD J.-F. (1998), « Suburban subcenters and employment density in metropolitan Chicago », *Journal of Urban Economics*, 43, pp. 157-180.
- MILLS E. (1999), « Truly smart 'smart growth », *Illinois Real Estate Letter*, published by the Office Real Estate Research, University of Illinois, Urbana-Champaign.
- NECHYBA T.-J., WALSH R.-P. (2004), « Urban sprawl », *Journal of Economic Perspectives*, 18, pp. 177-200.
- PACE K.-P., LESAGE J. (2004), « Spatial autoregressive local estimation », dans : GETIS A., MUR J., ZOLLER H. (Eds.), « Spatial Econometrics and Spatial Statistics », New York : Palgrave McMillan.
- PACI R., USAI S. (2008), « Agglomeration economies, spatial dependence and local industry growth », *Revue d'Économie Industrielle*, à paraître.
- SRIDHAR K.-S. (2007), « Density gradients and their determinants », *Regional Science and Urban Economics*, 37, pp. 314-344.
- STANBACK, T.-M. Jr. (1991), « The New Suburbanization. Challenge to the Central City », Oxford: Westview Press.
- WADDELL P., SHUKLA V. (1993), « Employment dynamics, spatial restructuring and the business cycle », *Geographical Analysis*, 25, pp. 35-52.