

Caractériser le paysage dans l'analyse des facteurs de l'urbanisation : méthodologie et illustration pour l'aire urbaine d'Angers

Characterising the Landscape in the Analysis of Urbanisation Factors: Methodology and Illustration for the Urban Area of Angers

Julie Bourbeillon*, **Thomas Coisson****, **Damien Rousselière**** et **Julien Salanié*****

Résumé – L'urbanisation est en général modélisée pour rendre compte de l'arbitrage entre les rentes agricoles et périurbaines d'une localisation. Nous proposons dans cet article une modélisation incluant une caractérisation du sol à la fois dans ses dimensions économiques et physiques, mais aussi mobilisant des variables de perception du paysage. Pour cela, nous développons une approche originale en deux étapes consistant à estimer une probabilité d'urbanisation puis à prendre en compte son incertitude à l'aide d'une méthode de méta-régression interne. Les descripteurs du paysage, construits à partir d'une analyse textuelle des Atlas de Paysage, sont introduits dans cette seconde étape. L'application qui en est faite sur l'aire urbaine d'Angers montre l'importance de ces éléments pour l'analyse de l'urbanisation.

Abstract – *Urbanisation is usually modelled to account for the trade-off between the rent from an agricultural and urban land-use in a location. In this article, we propose a model that includes a characterisation of the land in respect of not only its economic and physical aspects, but also using variables in relation to landscape perception. To that end, we develop an original two-stage approach consisting of estimating a probability of urbanisation and then taking the uncertainty of urbanisation into account using an internal meta-regression method. The landscape descriptors, constructed based on a textual analysis of the Landscape Atlases, are introduced in this second stage. The way in which they are applied to the urban area of Angers shows the importance of these elements in analysing urbanisation.*

Codes JEL / Classification JEL : C25, R14

Mots-clés : atlas de paysage, méta-régression interne, perceptions, urbanisation

Keywords: landscape atlas, internal meta-regression, perceptions, urbanisation

*Institut Agro, Univ Angers, INRAE, IRHS, SFR 4207 QuaSaV (julie.bourbeillon@agrocampus-ouest.fr) ; **SMART-LERECO, INRAE, Institut Agro (thomas.coisson@agrocampus-ouest.fr, damien.rousseliere@agrocampus-ouest.fr) ; ***Univ Lyon, UJM Saint-Etienne, GATE UMR 5824 (julien.salanie@univ-st-etienne.fr)

Les auteurs remercient deux rapporteurs anonymes pour leurs remarques approfondies. Ce travail a bénéficié du financement du Ministère de l'écologie, du développement durable, des transports et du logement (MEDDTL) dans le cadre du programme « Paysage et Développement Durable » (convention n°11-MUTS-PDD-3-CVS-019).

Reçu en décembre 2018, accepté en décembre 2020.

Les jugements et opinions exprimés par les auteurs n'engagent qu'eux-mêmes, et non les institutions auxquelles ils appartiennent, ni a fortiori l'Insee.

Citation: Bourbeillon, J., Coisson, T., Rousselière, D. & Salanié, J. (2021). Characterising the Landscape in the Analysis of Urbanisation Factors: Methodology and Illustration for the Urban Area of Angers. *Economie et Statistique / Economics and Statistics*, 528-529, 109–128. doi: 10.24187/ecostat.2021.528d.2062

En France comme en Europe ou en Amérique du Nord, l'essentiel de l'accroissement de l'emprise des villes au sol se fait sur les terres à usage agricole. L'ampleur du phénomène résulte de deux forces : d'une part la croissance urbaine, sous l'effet naturel de la croissance de la population (Grekousis & Mountrakis, 2015) et de l'exode rural engendré par les différences de niveau de vie entre la ville et la campagne (Polèse & Shearmur, 2005) ; d'autre part la déconcentration urbaine comme l'illustre le cas des États-Unis, où la population des villes résidant dans les *suburbs* – ces territoires mixtes rendus accessibles notamment par l'avènement de la voiture individuelle – est passée de 40 % à 60 % entre 1950 et 1990 (Couch *et al.*, 2007). En Europe, alors que près de 75 % de la population vit en ville, les sols artificialisés couvrent un peu moins de 5 % du territoire mais continuent à développer leur emprise spatiale de manière régulière, bien qu'à un rythme moins soutenu qu'au début des années 2000 (EEA, 2019). Les données géographiques de la base CORINE Land Cover¹ qui portent sur 39 pays européens permettent d'apprécier l'importance de la pression urbaine sur les espaces agricoles, forestiers et naturels : entre 2012 et 2018 dans cet ensemble de pays les usages urbains du sol (résidentiel, commercial, etc.) ont entraîné l'artificialisation de près de 496 000 ha de terres agricoles, forêts et espaces naturels (soit la surface d'un département français moyen tel que le Jura ou la Haute-Loire par exemple). À l'échelle européenne, environ 42 % de cette artificialisation a eu lieu sur des terres arables, 27 % sur des prairies, près de 20 % sur des forêts et le reste (environ 11 %) sur divers espaces naturels (landes, friches, zones humides), avec bien sûr une très forte hétérogénéité inhérente aux caractéristiques des différents pays. La situation française est assez proche de la moyenne européenne : sur la même période, les plus de 47 000 ha qui ont été artificialisés, provenaient pour 50 % de terres arables, 31 % de prairies et 15 % d'espaces forestiers.

Dans cet article, nous mesurons l'urbanisation à travers la conversion d'une parcelle initialement dévolue à un usage agricole ou forestier vers un usage dit urbain. Les déterminants principaux en sont bien connus : pour qu'une parcelle soit convertie, il faut que son usage alternatif devienne relativement plus intéressant que son usage initial. Dans le péri-urbain, l'usage alternatif majeur est le résidentiel. Le modèle théorique développé dans Coisson *et al.* (2014) montre comment la rentabilité des deux

principaux usages alternatifs, l'usage agricole et l'usage résidentiel, évoluent spatialement. Il montre également que les aménités et le cadre de vie peuvent jouer un rôle important en plus des déterminants classiques des rentes associées à ces usages.

Dans cette lignée, nous formulons ici la question de recherche suivante² : comment un modèle empirique de changement d'affectation des sols peut-il inclure, en plus des déterminants usuels, des éléments relatifs à la perception du paysage ? En effet, bien que la littérature empirique sur la formation du prix des terres agricoles, du prix des terres urbaines et des déterminants des changements d'affectation du sol soit conséquente, elle ne rend pas compte, à notre connaissance, de la dimension « culturelle » du cadre de vie qui fonde l'analyse du paysage en géographie culturelle (Cosgrove, 2003). Notre contribution est à la fois méthodologique et à visée opérationnelle. Nous proposons de coupler un modèle d'affectation des sols à des descripteurs de cette dimension que nous tirons de l'analyse textuelle des Atlas de Paysage. Afin d'en tester le caractère opérationnel, nous appliquons cette méthodologie innovante au cas de l'aire urbaine d'Angers sur la période 2000-2010.

Les Atlas de Paysage sont réalisés à l'échelle d'un département ou d'une région, par une équipe généralement pluridisciplinaire. La Direction de l'Architecture et de l'Urbanisme a proposé en 1994 une méthode de rédaction, qui inclut une analyse de la dimension sensible, afin que ces Atlas constituent « un état de référence partagé » (Brunet-Vinck, 2004). Cette méthodologie suggère notamment trois parties : la délimitation des unités paysagères, définissant ainsi l'échelle d'étude (Roche, 2007), les perceptions et les évolutions des paysages. L'objectif est de traduire la définition que la Convention Européenne donne du paysage : « partie de territoire telle que perçue par les populations, dont le caractère résulte de l'action de facteurs naturels et/ou humains et de leurs interrelations » (Conseil de l'Europe, 2000). Les Atlas des Paysages peuvent donc être considérés comme « un outil d'identification et de qualification des paysages [...] » (Ambroise, 2010). Ils représentent ainsi une somme de connaissances sur les paysages, et plus particulièrement leur perception, s'intégrant dans le cadre de notre étude.

1. Mises à disposition par l'Agence Européenne de l'Environnement (EEA). <https://www.eea.europa.eu/data-and-maps/dashboards/land-take-statistics>, dernier accès le 05/02/2020.

2. Cet article s'inscrit dans la suite d'une recherche sur les liens entre paysages et étalement urbain (PAYTAL, 2014).

Le reste de cet article est organisé de la manière suivante. Nous présentons tout d'abord notre stratégie économétrique en deux étapes. Cette dernière est une contribution originale à la littérature, visant à quantifier l'importance des variables de paysage introduites dans le modèle tout en tenant compte de l'incertitude liée à la sélection des modèles dans le cadre d'un temps d'estimation raisonnable. Nous précisons également la méthode d'extraction des données paysagères à partir d'une analyse textuelle des Atlas des Paysages. Nous passons ensuite à l'application numérique de notre proposition méthodologique pour l'aire urbaine d'Angers. Nous concluons en évoquant les limites de notre approche et les opportunités de recherches futures qui s'offrent suite à ces travaux.

1. Stratégie empirique : une estimation en deux étapes

Pour apprécier le rôle des éléments culturels et perceptifs des paysages sur l'urbanisation, nous développons une approche économétrique en deux étapes, inspirée de différents travaux récents (Bryan & Jenkins, 2016 ; Coisson *et al.*, 2019)³. Nous précisons ensuite la construction des variables de paysage.

1.1. Un modèle d'estimation des changements d'affectation des sols

La première étape correspond au modèle proposé par Polyakov & Zhang (2008), repris dans Nery *et al.* (2019), de changement d'affectation des sols tenant compte de la situation initiale, cette dernière étant vue comme un proxy des coûts de conversion. Ce modèle, qualifié également de modèle short-run dans la littérature (Ay *et al.*, 2017), est estimé *via* un logit multinomial (voir l'Annexe en ligne C1 pour une présentation ; lien à la fin de l'article). Les hypothèses du logit multinomial pouvant être restrictives au regard des données (notamment l'hypothèse d'indépendance des alternatives non pertinentes), nous estimons également des modèles probit multinomiaux et des modèles binomiaux (logit et probit). Dans le cadre d'une procédure de sélection bayésienne des modèles, la fonction de la première étape étant la prédiction d'un effet marginal, nous nous appuyons sur le critère d'Akaike (AIC, *Akaike Information Criterion*), particulièrement bien adapté à cet objectif prédictif (Gelman *et al.*, 2014).

Le AIC permet alors de calculer la probabilité que chaque modèle se rapproche du vrai processus de génération des données et soit donc considéré comme le meilleur modèle en compétition parmi l'ensemble des modèles estimés

(Burnham & Anderson, 2004). Il permet également de calculer la fenêtre d'Ockham composée de l'ensemble des modèles dont la probabilité est raisonnablement différente de zéro (Tsai & Li, 2008).

En plus de nombreux contrôles, nous introduisons des indicatrices d'appartenance à une zone géographique homogène d'un point de vue paysager. Pour cela, nous utilisons les unités paysagères (UP) telles que définies dans les Atlas de Paysage.

Parmi nos contrôles, nous introduisons des variables capables de capturer les dimensions physiques des paysages, comme des métriques paysagères ou des indicateurs des spécificités agricoles et topographiques à l'échelle des UP. Nous les décrivons dans la sous-section 2.3. De cette manière, nous pouvons extraire l'effet propre de l'appartenance à chaque UP d'un Atlas des Paysages, indépendamment des caractéristiques physiques des paysages de ces unités paysagères, qui ont été extraites séparément par l'estimation du modèle économétrique. Ainsi nous pouvons estimer l'effet marginal de l'appartenance à une unité paysagère donnée UP^m avec $m = \{1, \dots, M\}$, sur la probabilité qu'une parcelle i soit allouée à un usage k urbain ($k=u$) en t sachant qu'elle était allouée à un usage j non urbain ($j \neq u$) à la période précédente. Cet effet marginal noté \widehat{P}_{kui}^m est donné par :

$$\widehat{P}_{kui}^m = \frac{\partial Prob_i(k = u | j \neq u, t)}{\partial UP^m} = Prob_i(k = u | j \neq u, t, UP^m = 1) - Prob_i(k = u | j \neq u, t, UP^m = 0) \quad (1)$$

Nous pouvons alors décrire ces probabilités marginales conditionnelles estimées par leurs deux premiers moments empiriques :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{la moyenne empirique de } \widehat{P}_{kui}^m \text{ est donnée par} \\ \mu_P^m = \frac{1}{N^m} \sum_{i=1}^{N^m} \widehat{P}_{kui}^m \\ \text{la variance empirique de } \widehat{P}_{kui}^m \text{ est donnée par} \\ (\sigma_P^m)^2 = \frac{1}{N^m - 1} \sum_{i=1}^{N^m} (\widehat{P}_{kui}^m - \mu_P^m)^2 \end{array} \right. \quad (2)$$

où N^m est le nombre de parcelles non urbanisées en début de période et localisées dans l'UP m .

Ces éléments nous permettent d'apprécier les différences entre les UP. Surtout, ils nous permettent de mettre en place une seconde étape dans laquelle nous expliquons les différences

3. Le modèle théorique sous-jacent est détaillé dans le rapport PAYTAL (2014).

observées des moyennes μ_p^m de probabilités marginales conditionnelles estimées pour chaque UP. Nous relierons ces effets marginaux moyens aux mesures issues d'une analyse textuelle des Atlas des Paysages et nous régressons μ_p^m sur des indicateurs de richesse lexicale ou résultats de traitement automatique de la langue qui décrivent les principaux champs sémantiques apparaissant dans les descriptifs des UP.

Afin d'étudier le rôle des variables de perception dans une seconde étape, nous introduisons comme variables de contrôle dans la première étape des descripteurs objectifs des paysages qui peuvent être corrélés avec leurs aspects sensibles (voir Uuemaa *et al.*, 2009, dont la revue de littérature suggère l'existence d'un lien entre les descripteurs objectifs des paysages et leur contrepartie subjective). Nous retiendrons des métriques paysagères empruntées à l'écologie, les zonages agricoles (en Petites Régions Agricoles, PRA), les orientations technico-économiques des exploitations agricoles (OTEX) et les découpages administratifs (cantons).

1.2. Un métamodèle d'analyse du rôle des perceptions contrôlant de l'incertitude liée à la sélection des modèles

Pour apprécier l'impact des options de modélisation de la première étape sur la mesure des paramètres d'intérêt et les résultats de la deuxième étape, nous réalisons une méta-analyse interne, suivant la méthode suggérée par Banzhaf & Smith (2007). En pratique, comme l'ont fait Banzhaf & Smith (2007), Kuminoff *et al.* (2010) ou Klemick *et al.* (2018), on peut estimer un ensemble de modèles correspondant à des inclusions/exclusions différentes de variables explicatives. On met ainsi en place une méta-régression qui explique l'effet obtenu lors de la première étape en fonction des différentes options de modélisation retenues (i.e. inclusion/exclusion de telle ou telle variable) et en fonction de la qualité du modèle en question (Sutton & Higgins, 2008). Nous introduisons également à ce titre le AIC comme une simple variable additionnelle dans la régression de cette seconde étape. Si le modèle original contient un ensemble de K variables explicatives, alors il existe 2^K modèles potentiels à estimer. Le résultat, issu du calcul d'effets marginaux sur une grande quantité d'observations, débouche sur le type de problème qualifié d'*intractable* en économétrie ; extrêmement coûteux en temps de calcul, il nécessite des algorithmes adaptés pour être effectué en un temps raisonnable (Moral-Benito, 2015). Nous restreignons donc

les modèles candidats à ceux qui contiennent les variables susceptibles de représenter d'autres dimensions paysagères que celles approchées par les Atlas des Paysages. Si l'on retient par exemple quatre variables (les OTEX, les PRA, les métriques paysagères et les cantons), et en prenant en compte la possibilité d'une estimation *via* un lien probit ou logit et une variable de réponse dichotomique ou catégorielle, cela conduit à estimer $2^4=16$ modèles⁴ représentant toutes les combinaisons possibles d'inclusion/exclusion de ces six variantes du modèle⁵.

Nous calculons les moments μ_p^m et $(\sigma_p^m)^2$ des M effets marginaux calculés pour chaque modèle, soit $M \times 16$ mesures d'effets marginaux. C'est sur ces mesures que nous effectuons une méta-régression pour expliquer l'importance de l'effet mesuré en fonction des descripteurs des UP et des options de modélisation prises lors de la première étape.

Lors de cette deuxième étape, nous utilisons le modèle à effets aléatoires suivant :

$$\mu_{Pr}^m = \theta_R R_r + \theta_D D_r + u_r + \epsilon_r, \text{ avec } u_r \sim N(0, \tau^2) \text{ et } \epsilon_r \sim N(0, (\sigma_{Pr}^m)^2) \quad (3)$$

où l'indice r désigne le $r^{\text{ième}}$ des 64 modèles estimés dans la première étape, R_r est un vecteur de variables décrivant les UP et D_r un vecteur de variables comprenant les descripteurs du modèle, c'est-à-dire la présence ou l'absence d'une variable dans la première étape et θ_R et θ_D deux vecteurs de paramètres à estimer correspondants. u_r est un terme aléatoire propre à chaque régression de la première étape et τ^2 représente donc la variance inter-régression à estimer. ϵ_r est un terme aléatoire classique représentant la variance du résultat de la première étape. On a donc $\mu_{Pr}^m \sim N(\theta_R R_r + \theta_D D_r, \tau^2 + (\sigma_{Pr}^m)^2)$ ce qui permet de constater que la variabilité des résultats est liée aux caractéristiques propres des UP (vecteur R_r) et aux options de modélisation de la première étape (D_r). La variabilité des résultats s'explique également par deux composantes, la variabilité propre à chaque régression de la première étape $((\sigma_{Pr}^m)^2)$ et une variabilité résiduelle inter-régression (τ^2).

Les paramètres θ_R , θ_D et τ^2 de (3) sont estimés par maximum de vraisemblance restreint (REML), les erreurs standards ayant été corrigées selon la méthode de Knapp & Hartung (2003). La

4. Ici $P=6$ variantes du modèle donc 64 modèles à estimer.

5. Par souci de robustesse, nous avons également estimé 64 autres modèles sans inclusion des états initiaux. Ces modèles, qui ne tiennent pas compte de ces coûts de conversion, sont largement en dehors de la fenêtre d'Ockham et ne sont donc pas pris en compte dans la méta-régression à la deuxième étape.

combinaison de ces deux méthodes a été montrée comme particulièrement performante⁶.

Comme montré par Bryan & Jenkins (2016) à partir de l'idée initiale qui se trouve dans Saxonhouse (1976), cette méthode en deux étapes est conceptuellement équivalente à l'estimation séquentielle d'un modèle à effets aléatoires (i.e. d'un modèle multinomial multiniveau). Outre son efficacité au plan économétrique (avec un temps d'estimation raisonnable), cette approche a deux avantages supplémentaires. Le premier est, comme déjà mentionné, de contrôler de manière simple l'ensemble des incertitudes liées à la sélection des modèles, ce qui serait totalement irréaliste si nous devions le faire dans le cadre d'une démarche d'un modèle en une étape. Le second est de quantifier l'importance des variables utilisées à la seconde étape (ici les variables de perception du paysage) *via* deux indicateurs classiques des méta-régressions : la part de la variance inter-estimations (mesurée par le coefficient R^2 ajusté) et la variance totale attribuable aux différences entre les études (mesurée par le coefficient F^2). Nous renvoyons à Coisson *et al.* (2019) pour un exemple récent de mise en place de cette méthode.

1.3. La caractérisation des variables de perception du paysage

Pour construire les données paysagères, nous nous appuyons sur une analyse textuelle des Atlas des Paysages⁷. Théoriquement, deux approches sont possibles : une approche lexicographique, qui s'appuie sur des dictionnaires *ad hoc* et/ou réduisant *a priori* le sens d'un corpus à la somme des mots qui le compose, et une approche sémantique, correspondant à une démarche plus globale visant à préserver le sens du texte (voir Lebart, 1994). Ces approches correspondent en grande partie à des outils d'analyse textuelle différents s'étant fortement raffinés ces dernières années : fouille massive de textes, réseau de neurones, analyse de sentiments par plongement lexical, etc. (Loughran & McDonald, 2016; Nowak & Smith, 2017; Kozłowski *et al.*, 2019).

Nous avons choisi de tester ces deux entrées. Pour l'entrée lexicographique (Nowak & Smith 2017; Blanc *et al.* 2019), des indicateurs de richesse de vocabulaire ont été estimés pour l'ensemble des territoires couverts par les Atlas des Paysages à notre disposition. Nous avons mobilisé différents grands dictionnaires *ad hoc* en utilisant des thésaurus comme Eurovoc ou Gemet relatifs à certains thèmes présents dans

les textes⁸. L'indicateur retenu est la fréquence des termes relatifs à ces différents dictionnaires (architecture, botanique, économie, élevage, minéralogie, urbanisme, sylviculture, géologie, campagne, viticulture, religion, eau⁹). Il a ensuite été centré-réduit sur l'ensemble des UP numérisées. On a de cette manière un indicateur qui permet de comparer les richesses relatives pour un même dictionnaire entre les différentes UP.

Pour l'entrée sémantique (Loughran & McDonald, 2016; Maire & Liarte, 2019), nous avons utilisé le logiciel Tropes développé par Molette (2009), qui s'inscrit dans le domaine du Traitement Automatique du Langage Naturel (TALN), discipline reliant linguistique, informatique et intelligence artificielle. Chaque texte (article, discours, ouvrage, etc.) est analysé de manière à faire apparaître l'ossature du texte, son sens. Pour cela, Tropes s'appuie sur un ensemble de modèles théoriques, qui visent à mettre en retrait de l'analyse la subjectivité de l'utilisateur. L'étude des textes repose sur une analyse morphosyntaxique, un lexique et un réseau sémantique. Il permet d'évaluer, entre autres : les styles et mises en scène du texte, les propositions remarquables, le contexte global (« les univers de références »), les références utilisées, les relations entre éléments, les listes de verbes et adjectifs utilisées (ainsi que leurs occurrences), etc. La méthode d'extraction terminologique de Tropes repose sur des taxonomies nommées *scenarii*. Ces *scenarii* sont conçus pour enrichir et filtrer les classes d'équivalents (les concepts et termes associés) en fonction d'une stratégie d'analyse. Une fois l'analyse effectuée, il est possible de générer un rapport complet du texte étudié. Le dictionnaire de référence, nommé « scénario concept », contient un lexique très large regroupant 28 catégories de base¹⁰. Le logiciel permet ainsi l'analyse de n'importe quel type de discours à travers plus de 60 000 termes du vocabulaire francophone de base, organisés hiérarchiquement selon ces catégories. Le corpus constitué des descriptions de l'ensemble des UP a été classifié selon ces concepts définis dans le « scénario concept ». Les variables créées sont, ici encore, des variables de richesse relative de vocabulaire pour chacune des catégories de base et ont été centrées-réduites.

6. Nous nous sommes appuyés à cet effet sur la procédure *metareg* développée sous Stata.

7. Les prétraitements sont détaillés dans le rapport PAYTAL (2014).

8. Le caractère *ad hoc* de ces dictionnaires, bien que choisis de manière experte, justifie en partie le fait que nous ne centrons pas l'analyse économétrique de l'urbanisation dans ce qui suit sur ce type d'indicateurs.

9. Voir par exemple <https://www.eionet.europa.eu/gemet/fr/theme/40/concepts/> pour le dictionnaire propre à l'eau.

10. La liste exacte des catégories ou thématiques de ce scénario est disponible à partir de l'installation du logiciel Tropes (<https://www.tropes.fr/>)

2. Application à l'aire urbaine d'Angers pour la période 2000-2010

2.1. Présentation du territoire étudié

L'aire urbaine d'Angers que nous retenons est celle de l'Insee¹¹ mise à jour en 2011 sur des données de 2010. Notre zone d'étude contient 133 communes et propose une certaine diversité paysagère, due notamment à une dynamique agricole spécifique et fortement spatialisée. On y trouve par exemple des paysages viticoles dans les vallées du Layon et de l'Aubance au sud de l'aire urbaine, une zone plus concentrée d'horticulture et de maraîchage au sein du triangle horticole bordé par la Loire et la Maine, un plateau bocager dans le Haut-Anjou au nord et un bocage plus dense et vallonné à l'ouest. L'est de l'aire urbaine se distingue lui par des paysages d'arboriculture fruitière et des dynamiques d'ouvertures paysagères le long du val d'Authion, caractérisé par un développement des grandes cultures. La diversité des paysages au sein de l'aire urbaine angevine est ainsi pertinente pour l'application empirique de notre méthodologie.

Les données d'usage du sol ont été obtenues par télédétection¹² ; elles décrivent trois usages alternatif (forêt, agricole, urbain) pour des pixels carrés de 100 m de côté. Dans l'estimation du modèle (1), les « parcelles » correspondent ainsi à ces pixels carrés. Nous disposons à chaque date de plus de 200 000 observations.

Les matrices de transition de l'usage du sol montrent que l'urbanisation a essentiellement lieu sur les terres agricoles : la part de ces

dernières est passée de 84 % en 1990 à 82 % en 2000 et 78 % en 2010 (tableau 1). Aux mêmes dates, l'urbain est passé de 6.9 % à 8.7 % et 10.6 % ; cette urbanisation concerne l'ensemble du territoire étudié avec une plus forte pression de conversion aux abords d'Angers (voir figure). L'urbanisation est virtuellement irréversible, puisque seules 0.03 % des surfaces urbanisées en 1990 sont retournées à un usage agricole ou forestier (Chakir & Parent (2009) font un constat similaire pour le département du Rhône).

Les formes urbaines, appréhendées par des métriques paysagères, ont également évolué entre 1990, 2000 et 2010. Les deux premières métriques (nombre de patches, périmètre) sont des mesures de la fragmentation des classes d'usage du sol. On voit que l'agriculture a une tendance générale à être moins fragmentée : le nombre de patches diminue et leur périmètre augmente (tableau 2). Le ratio périmètre/aire augmente pour l'agriculture et les forêts mais diminue pour l'urbain. Ceci indique que, globalement, les deux premiers ont tendance à être moins compacts (des formes moins rondes) et les taches urbaines

11. La définition de l'Insee des aires urbaines repose essentiellement sur les migrants-alternants, c'est-à-dire les individus qui ne travaillent pas sur leur commune de résidence. Sur notre zone d'étude, pour chaque commune, au moins 40 % de la population en âge de travailler travaille sur la commune d'Angers.

12. Le raster original fournit l'usage du sol sur des pixels de 20 m de côté. L'aire urbaine faisant environ 60 km de haut sur 60 km de large, cela conduit à l'observation de plus de 3 millions de pixels. Pour faciliter le traitement des données, nous avons agrégé ces données sur un raster dont le pixel de base fait 100 m par 100 m, soit 25 pixels originaux. Lors de l'agrégation, nous avons donné priorité à l'urbain (un pixel est classé urbain si au moins 1/5^e est urbanisé et à l'usage majoritaire sinon) ; cela permet de réduire le jeu de données à un peu plus de 220 000 observations, avec une perte d'information minime.

Tableau 1 – Matrices de transition de l'usage des sols sur l'aire urbaine d'Angers (nombre de pixels et % de contribution des usages précédents)

		Occupation du sol en 1990			
		Urbain	Agriculture	Forêt	Total
Occupation du sol en 2000	Urbain	15 292 (79.0 %)	3 916 (20.2 %)	148 (0.8 %)	19 356 (100.0 %)
	Agriculture	11 (0.0 %)	177 876 (98.0 %)	3 511 (1.9 %)	181 398 (100.0 %)
	Forêt	8 (0.0 %)	3 994 (19.6 %)	16 331 (80.3 %)	20 333 (100.0 %)
		Occupation du sol en 2000			
		Urbain	Agriculture	Forêt	Total
Occupation du sol en 2010	Urbain	19 221 (82.0 %)	4 054 (17.3 %)	169 (0.7 %)	23 444 (100.0 %)
	Agriculture	125 (0.0 %)	169 915 (98.4 %)	2 634 (1.5 %)	172 674 (100.0 %)
	Forêt	10 (0.0 %)	7 429 (29.7 %)	17 530 (70.2 %)	24 969 (100.0 %)

Lecture (première ligne) : en 2000, sur les 19 356 pixels détectés comme urbains, 15 292 étaient déjà des pixels urbains en 1990 (soit 79.0 %), 3 916 étaient des pixels agricoles (soit 20.2 %) et 148 étaient des pixels forestiers (soit 0.8 %).

Figure – Évolution de l'urbanisation sur l'aire urbaine d'Angers

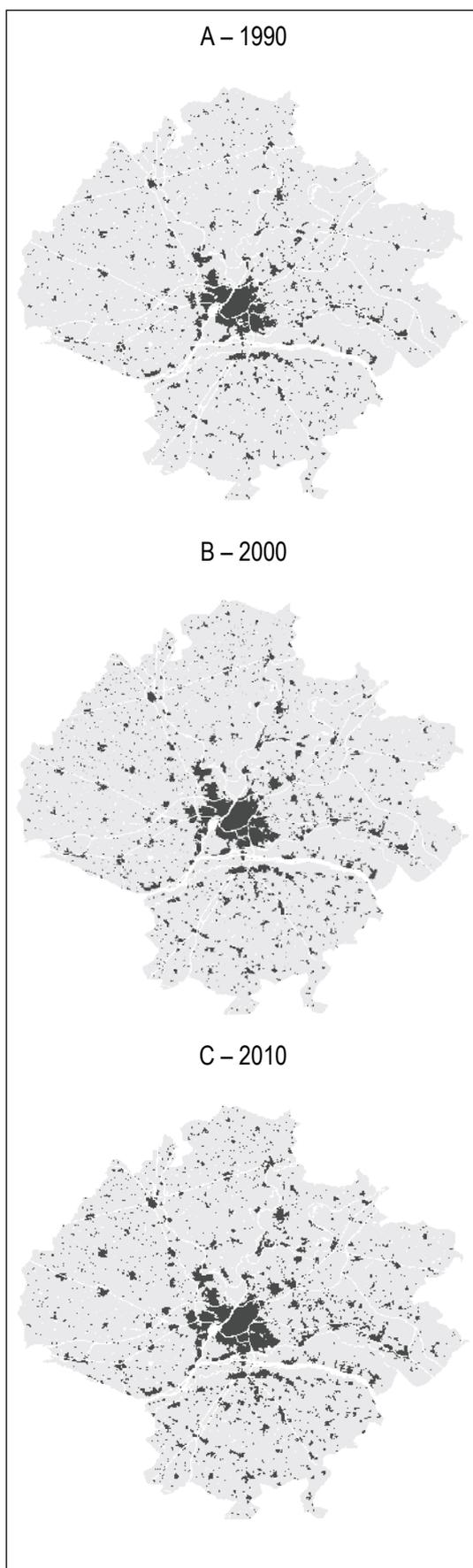


Tableau 2 – Évolution de quelques métriques paysagères sur l'aire urbaine d'Angers

Usage du sol	1990	2000	2010
Nombre de patches			
Agriculture	128 838	122 368	107 300
Forêt	5 704	6 223	6 763
Urbain	4 839	6 220	8 027
Périmètre			
Agriculture	55 076	56 872	64 284
Forêt	24 122	22 914	31 240
Urbain	17 672	22 112	25 250
Ratio périmètre/aire			
Agriculture	0.296	0.314	0.372
Forêt	1.207	1.127	1.251
Urbain	1.154	1.142	1.077
Indice de forme			
Agriculture	31.910	33.376	38.632
Forêt	42.618	40.059	49.274
Urbain	35.629	39.627	41.124

à s'agglomérer, parce que l'urbanisation a lieu à côté de taches d'urbanisation existantes. L'indice de forme corrige les appréciations qui peuvent être faites par le ratio périmètre/aire en tenant compte du fait que les pixels sont carrés. On voit alors que la forme des taches urbaines s'est aussi complexifiée, mais moins que celle des deux autres classes.

En schématisant, on peut dire qu'à l'échelle de l'aire urbaine d'Angers, l'étalement urbain s'est fait essentiellement sur les terres agricoles, majoritairement par remplissage des vides entre les zones urbanisées existantes et que cette urbanisation s'est accompagnée de patches plus gros et plus complexes de forêt et d'agriculture.

2.2. Les données socio-économiques

La conversion des terres est déterminée par les rentes dans leurs usages alternatifs et par les coûts de conversion. En l'absence de données agronomiques et pédologiques précises, nous apprécions la rente en usage agricole par la pente mesurée sur nos pixels de 100 m de côté à partir du modèle numérique de terrain (MNT) BDALTI de l'IGN de précision métrique pour le Maine-et-Loire. Nous définissons la pente comme la différence entre le point le plus élevé et le point le plus bas de chacun de nos pixels. Nous apprécions aussi la rente agricole par les différences d'orientation technico-économique (OTEX) des communes du Recensement Agricole de 2000 qui intègre un ensemble de considérations comme la qualité des sols, les opportunités de marché, le prix des intrants et des produits agricoles, les économies d'agglomérations qui influencent les choix des agriculteurs.

Cela peut poser des problèmes d'endogénéité si les mêmes variables viennent influencer ces choix et la conversion¹³. Toutefois, nous pensons que ce risque est mineur ici car l'OTEX est déterminée au niveau agrégé (la commune) et indépendante des décisions individuelles. Par mesure de robustesse, différentes estimations avec et sans cette variable sont menées. Nous utilisons également la part communale de terres labourables dans la surface agricole utile (SAU) en 1988. Enfin, nous utilisons le zonage en Petites Régions Agricoles comme indicateur du potentiel agricole.

La rente urbaine dépend fortement de l'accessibilité aux emplois et services. Nous utilisons trois indicatrices de l'accessibilité : les distances au centre-ville d'Angers et au chef-lieu de commune¹⁴ le plus proche et la distance au réseau routier principal inter-cités¹⁵. Les données disponibles auprès de l'IGN pour calculer les distances par le réseau routier datent de 2010, c'est-à-dire une fois que les décisions d'urbanisation ont été prises ; pour les distances à Angers (CBD) et aux chefs-lieux de communes (SBD), nous suivons donc une option classique qui est de plutôt calculer les distances à vol d'oiseau, comme le suggèrent Chomitz & Gray (1996).

Pour tenir compte des externalités de voisinage engendrées par le développement urbain, nous choisissons le pourcentage de pixels urbanisés dans un rayon de 250 m¹⁶ comme le fait une partie de la littérature (par exemple Irwin & Bockstael, 2002, ou encore Newburn *et al.*, 2006).

Nous tenons compte également des importantes confluences et de l'endiguement partiel, sur une seule rive, de la Loire, qui créent de larges zones inondables, en introduisant le zonage en zones d'inondation constatées (ZIC) de la DREAL Pays de la Loire¹⁷.

Enfin, les décideurs publics locaux, notamment les maires, peuvent mettre en place des politiques restrictives en matière d'urbanisme, notamment *via* les plans d'occupation des sols (POS), remplacés en 2000¹⁸ par les plans locaux d'urbanisme (PLU). Certaines communes optent pour une carte communale légèrement moins restrictive et les communes soumises à une pression foncière faible peuvent ne mettre en place aucun zonage et se soumettre au règlement national d'urbanisme (RNU), qui prévoit que les constructions nouvelles doivent favoriser la cohérence du bâti. Toutes ces dispositions visent à lutter contre le mitage.

Nous n'avons pas l'information sur les différents zonages des 133 communes étudiées mais cela

nous semble une limite mineure. D'abord, nous analysons les conversions à des distances de 10 ans. Sur ces durées, les documents d'urbanisme sont largement modifiés ou révisés pour s'ajuster aux besoins de développement des communes. Ensuite, les délais de la mise en place de la loi SRU depuis 2000, son anticipation lors de la période précédente et la négociation du Schéma de Cohérence de Territoriale (SCoT) du Pôle métropolitain Loire Angers, qui couvre 66 de nos 133 communes, ont certainement engendré une période d'instabilité des zonages qui ont été revus au gré des avancées faites par les communes et communautés de communes dans la définition de leur stratégie de développement. Pour ces raisons, nous pensons que les zonages n'ont pas joué un rôle majeur¹⁹. En revanche, nous pensons qu'ils peuvent jouer sur le niveau de compacité du développement urbain. En particulier, on s'attend plutôt à un développement contigu et à un effet positif du développement des parcelles voisines, sous l'effet des contraintes du zonage, au moins pour des densités de développement peu importantes. Le zonage a un effet contraire aux externalités de voisinage. Outre le zonage, la fiscalité locale sur le foncier (taxe d'habitation, taxe sur le foncier non bâti et taxe sur le foncier bâti) peut avoir un effet significatif sur l'urbanisation.

Pour en tenir compte, une option serait d'introduire des variables communales (*dummies*) afin de capturer les effets de la politique de zonage et de la politique fiscale communale. Toutefois, cela revient à introduire $133 \times 2 = 266$ variables dans le modèle et conduit à augmenter de manière importante le temps d'estimation. C'est pourquoi nous avons opté pour un compromis raisonnable consistant à introduire des *dummies* cantonales²⁰ : sans couvrir l'intégralité des spécificités communales, elles en capturent une bonne partie, notamment du fait de l'existence de

13. Le syndrome d'impermanence (impermanence syndrome) est une manifestation connue de ce problème (Lopez et al., 1988). Il s'observe dans des zones soumises à une forte urbanisation lorsque les agriculteurs sous-investissent dans l'attente d'une plus-value foncière à la conversion d'une parcelle.

14. Pour les coordonnées du chef-lieu de commune, nous utilisons les données GEOFLA de l'IGN. Pour un point dans l'espace, selon la configuration spatiale, le chef-lieu de commune le plus proche n'est pas nécessairement celui de la commune sur laquelle le point est situé.

15. Il s'agit du réseau routier principal de la BDTOPO de l'IGN.

16. Sur nos données, pour 79.9 % des pixels nous avons alors 20 voisins, 13.6 % ont entre 15 et 19 voisins, 6.1 % ont entre 10 et 14 voisins et seuls 0.4 % des pixels ont moins de 9 voisins.

17. <http://www.sigloire.fr/> dernier accès le 2 juin 2020.

18. Loi relative à la solidarité et au renouvellement urbains du 13 décembre 2000, dite « loi SRU ».

19. En outre, l'étude de Kline et al. (2001) sur l'Oregon, un État américain pionnier en matière de planification urbaine, ne trouve pas d'effet significatif des zonages sur la probabilité d'urbanisation des parcelles.

20. L'aire urbaine d'Angers est répartie sur 21 cantons.

comportements stratégiques de mimétisme fiscal (voir par exemple Casette & Paty, 2006).

2.3. Données physiques et de perception des paysages

Les données de paysage sont construites pour les unités paysagères de l'Atlas des Paysages du Maine-et-Loire. La couche SIG de ce découpage est celle créée par Groult & Roche (2009)²¹ et disponible sur le site CARMEN. On code sous forme de dummy l'appartenance de chaque pixel de l'aire urbaine à une UP. Ce sont les paramètres estimés sur ces dummies qui nous permettront, pour chaque pixel, de calculer la probabilité d'urbanisation conditionnellement à la non urbanisation à la période précédente et à l'appartenance à une UP.

Nous caractérisons les dimensions physiques des paysages à l'aide de trois métriques paysagères calculées en début de période : le ratio périmètre/aire, l'indice de forme et l'indice de dimension fractale, calculés sur une grille carrée de 3 km de côté. On attribue à chaque pixel les valeurs d'indice de la case de cette grille dans laquelle il se situe. Ces indices permettent de caractériser les formes paysagères dans l'environnement proche, même si non directement immédiat, de chaque pixel.

Certaines des variables proxy que nous utilisons véhiculent une dimension paysagère : ainsi, les PRA ont été établies sur la base de l'homogénéité agronomique des territoires – un découpage qui a certainement un lien fort avec les aspects physiques des paysages. Il en va de même des orientations technico-économiques des exploitations à l'échelle communale (OTEX) ou du découpage cantonal. C'est pourquoi nous analyserons la sensibilité de nos résultats à l'inclusion/exclusion de ces

variables dans le modèle économétrique de la première étape. Les statistiques descriptives des variables incluses dans le modèle (1) sont présentées en annexe.

Le tableau 3, relatif aux données de perception du paysage, présente la répartition des mots pour chaque catégorie de premier niveau représentant au moins 2 % des mots. On y constate la prédominance des thèmes qui sont au cœur des Atlas des Paysages, tels que l'agriculture et l'environnement, l'aménagement du territoire ainsi que leur caractérisation. Par contre, les éléments relevant de la perception sont rares : ils représentent une fraction des thèmes « Caractéristiques », « Comportements et sentiments » ou « Forces et quantités ».

3. Résultats des estimations

3.1. Première étape : estimation du modèle d'allocation du sol

Comme l'Atlas des Paysages du Maine-et-Loire a été créé en 2000-2001, nous choisissons de ne présenter ici que les estimations pour la période 2000-2010. L'estimation des 128 modèles (sans/avec les situations initiales) pour cette période est effectuée par maximum de vraisemblance²². Les 64 modèles n'incluant pas les situations initiales, et donc les coûts de conversion, ont un AIC très élevé et une probabilité de se rapprocher du processus de génération des données proche de zéro. Les résultats sont présentés dans le tableau 4 pour les modèles ayant le AIC le plus faible (modèles (105) et (108) pour les modèles dichotomiques et (9) et (41) pour les modèles

21. Nous sommes reconnaissants à Richard Raymond pour son aide précieuse dans l'obtention de ces données.

22. Les résultats détaillés de ces estimations sont disponibles auprès des auteurs.

Tableau 3 – Statistiques descriptives des variables de perception

Thème	Nombre de mots	Pourcentage de mots
Géographie, pays et territoires	7 625	16
Caractéristiques	7 173	15
Agriculture et environnement	5 077	10
Politique et société	3 628	8
Forces et quantités	2 155	4
Construction, immobilier et habitat	2 078	4
Communication et médias	1 487	3
Animaux et végétaux	1 469	3
Comportements et sentiments	1 419	3
Autres concepts	6 907	14
Autres thématiques (<2%)	9 336	19
Total	48 354	100

Note : les Autres concepts correspondent à une catégorie résiduelle de Tropes regroupant des concepts « outils » n'appartenant à aucune autre catégorie ; la ligne Autres thématiques regroupe les 18 autres thèmes les moins fréquents.

multinomiaux). Les deux modèles multinomiaux ne se différencient que relativement à la fonction de lien utilisée (logit ou probit) alors que les modèles dichotomiques sont à chaque fois un probit et ne se différencient que par l'inclusion ou non de métriques paysagères. Tous ces modèles montrent des résultats cohérents et très proches. Les coefficients pour un usage du sol final en agriculture (en 2010) sont pris en référence et normalisés à 0. On présente donc les coefficients estimés pour les deux autres catégories d'usage du sol : forêt et urbain. Un coefficient positif indique²³ que la variable favorise la conversion vers l'un de

ces autres usages, l'agriculture étant prise en référence. C'est l'inverse pour un coefficient négatif.

Comme nous nous intéressons à la dynamique de l'urbanisation, nous nous limitons à une discussion rapide du signe des coefficients estimés sur les parcelles urbanisées en 2010. Le terme linéaire et le terme quadratique sur la distance à Angers, c'est-à-dire la distance aux emplois,

23. Il est en général plus aisé d'interpréter les coefficients d'un modèle logit ou probit qu'il soit multinomial ou dichotomique en termes d'effets marginaux ; toutefois comme les coefficients de la première étape ne sont pas notre centre d'intérêt, nous nous limitons à une discussion rapide de leur signe.

Tableau 4 – Résultats de l'estimation des modèles d'allocation du sol

	Modèle (9)		Modèle (41)		Modèle (105)	Modèle (108)
	Forêt	Urbain	Forêt	Urbain	Urbain	Urbain
Constante	-16.256*** (1.083)	5.482*** (1.616)	-9.843*** (0.687)	2.511** (0.982)	2.375*** (0.715)	1.999*** (0.308)
Distance CBD	-0.103*** (0.030)	0.162*** (0.048)	-0.071*** (0.020)	0.089*** (0.030)	0.077*** (0.022)	0.068*** (0.021)
(Distance CBD) ²	0.000 (0.000)	-0.003*** (0.001)	0.000 (0.000)	-0.002*** (0.000)	-0.001*** (0.000)	-0.001*** (0.000)
Distance SBD	0.503*** (0.052)	-1.626*** (0.071)	0.264*** (0.033)	-0.966*** (0.043)	-0.746*** (0.031)	-0.748*** (0.031)
(Distance SBD) ²	-0.081*** (0.012)	0.262*** (0.018)	-0.041*** (0.008)	0.156*** (0.011)	0.120*** (0.008)	0.120*** (0.008)
Revenu Commune	-0.000** (0.000)	0.000*** (0.000)	-0.000** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Revenu Commune × Distance CBD	0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
Distance Route	0.270*** (0.018)	-0.103*** (0.030)	0.182*** (0.012)	-0.045** (0.018)	-0.053*** (0.013)	-0.066*** (0.013)
(Distance Route) ²	-0.030*** (0.002)	0.011*** (0.004)	-0.021*** (0.002)	0.006*** (0.002)	0.007*** (0.002)	0.008*** (0.002)
Pente	0.059*** (0.007)	0.057*** (0.014)	0.041*** (0.004)	0.039*** (0.008)	0.026*** (0.006)	0.027*** (0.006)
(Pente) ²	0.000 (0.000)	-0.004*** (0.001)	0.000 (0.000)	-0.002*** (0.001)	-0.002*** (0.000)	-0.002*** (0.000)
PNR	0.187 (0.118)	0.339** (0.146)	0.149* (0.076)	0.198** (0.093)	0.125* (0.067)	0.154** (0.067)
Équipements Commune	0.002*** (0.000)	0.003*** (0.001)	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.000)
Équip. Comm. × Distance SBD	-0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	-0.000** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)
Voisinage Urbanisé en 2000	-2.298*** (0.262)	10.281*** (0.233)	-1.075*** (0.166)	6.274*** (0.155)	4.812*** (0.110)	4.825*** (0.110)
(Voisinage Urbanisé en 2000) ²	3.499*** (0.504)	-6.804*** (0.350)	2.397*** (0.325)	-3.395*** (0.261)	-2.933*** (0.180)	-2.918*** (0.179)
Agricole 2000	-0.479 (0.347)	-7.766*** (0.098)	-1.116*** (0.147)	-5.441*** (0.055)	-3.879*** (0.038)	-3.878*** (0.038)
Forêt 2000	4.231*** (0.347)	-6.787*** (0.132)	2.630*** (0.147)	-4.275*** (0.074)	-4.240*** (0.052)	-4.222*** (0.052)
Inondable	0.539*** (0.077)	-1.700*** (0.171)	0.345*** (0.048)	-0.980*** (0.095)	-0.754*** (0.071)	-0.753*** (0.071)

→

Tableau 4 – Résultats de l'estimation des modèles d'allocation du sol (suite)

	Modèle (9)		Modèle (41)		Modèle (105)	Modèle (108)
	Forêt	Urbain	Forêt	Urbain	Urbain	Urbain
Loire des Promontoires	-0.176 (0.188)	0.051 (0.165)	0.025 (0.122)	-0.035 (0.115)	-0.036 (0.082)	-0.063 (0.081)
Beaugeois	-0.258 (0.175)	-1.190*** (0.187)	-0.089 (0.116)	-0.751*** (0.124)	-0.553*** (0.090)	-0.586*** (0.089)
Couloir du Layon	0.440*** (0.163)	-0.652*** (0.167)	0.353*** (0.107)	-0.364*** (0.111)	-0.322*** (0.080)	-0.349*** (0.079)
Haut Anjou	-0.390* (0.207)	-1.396*** (0.232)	-0.143 (0.135)	-0.933*** (0.152)	-0.680*** (0.110)	-0.700*** (0.109)
Saumurois	0.688*** (0.161)	-0.320** (0.157)	0.517*** (0.106)	-0.149 (0.106)	-0.184** (0.076)	-0.214*** (0.075)
Segréen	-0.759*** (0.188)	-1.347*** (0.184)	-0.302** (0.122)	-0.886*** (0.125)	-0.629*** (0.090)	-0.681*** (0.088)
Val d'Anjou	-0.763*** (0.216)	-0.179 (0.246)	-0.399*** (0.141)	-0.237 (0.160)	-0.161 (0.116)	-0.193* (0.115)
Basses Vallées Angevines	-0.228 (0.170)	-1.473*** (0.179)	-0.071 (0.111)	-0.863*** (0.120)	-0.646*** (0.087)	-0.669*** (0.085)
Marches du Segréen	-1.298*** (0.261)	-0.883*** (0.340)	-0.763*** (0.171)	-0.674*** (0.215)	-0.452*** (0.156)	-0.468*** (0.155)
Mauges	0.788*** (0.164)	-0.400*** (0.152)	0.585*** (0.109)	-0.241** (0.106)	-0.246*** (0.076)	-0.257*** (0.075)
Plateaux de l'Aubance	-0.155 (0.208)	-0.012 (0.220)	0.036 (0.135)	-0.078 (0.146)	-0.104 (0.106)	-0.159 (0.104)
Portes du Beaugeois	0.212 (0.180)	-0.722*** (0.167)	0.172 (0.118)	-0.451*** (0.117)	-0.377*** (0.085)	-0.420*** (0.082)
PRA		Oui		Oui	Oui	Oui
Canton		Oui		Oui	Oui	Oui
OTEX		Oui		Oui	Oui	Oui
Métriques paysagères		Oui		Oui	Oui	Non
Méthode		Multinomial		Multinomial	Binomial	Binomial
Lien		Logit		Probit	Probit	Probit
Observations		221 087		221 087	221 087	221 087
Log Lik		-51 477		-51 452	-15 068	-15 077
AIC		103 227		103 176	30 272	30 284

Note : les écarts-type sont entre parenthèses. ***, ** et * identifient les paramètres significatifs aux seuils de 0.01 %, 0.05 % et 0.1 % respectivement.

indiquent une relation concave, en U inversé, entre la distance au CBD et la probabilité d'urbanisation. Le sommet de la courbe en U inversé est à environ 1.8 km du centre d'Angers. Ainsi, les parcelles non urbanisées sur la commune même d'Angers ont une probabilité plus faible d'être urbanisées que des parcelles situées à proximité immédiate d'Angers (vers 2 km). Il faut y voir ici deux effets. D'abord, les espaces ont une grande valeur dans leur état non urbanisé, car ils procurent des aménités et sont donc certainement protégés. Par ailleurs, ces espaces correspondent essentiellement aux bords de Maine qui sont inondables. Au-delà de 2 km, les parcelles ont une probabilité décroissante

d'être urbanisées, ce qui traduit bien l'effet de l'augmentation des coûts de transport au lieu de travail. L'effet de la distance au centre de la ville (SBD) est décroissant et convexe. La probabilité d'urbanisation est donc plus forte à proximité immédiate des bourgs que lorsque que l'on s'en éloigne, ce qui traduit la valeur de la proximité aux services et de la proximité sociale d'une part et, d'autre part, l'effet inobservé des documents de planification qui favorisent la contiguïté de développement urbain. La relation décroissante et convexe pour la proximité au réseau routier principal traduit la valeur de l'accessibilité à Angers et aux principaux pôles régionaux.

Le revenu communal moyen a un effet positif, ce qui traduit la préférence des ménages périurbains pour des voisinages plus aisés. C'est la manifestation classique des forces qui sous-tendent les situations de ségrégation. Le niveau d'équipement des communes a également un effet positif.

Les aménités naturelles jouent également un rôle. D'abord, les communes situées dans le Parc Naturel Régional de Loire-Anjou-Touraine ont une plus grande probabilité d'être urbanisées que les autres. Inversement, les zones inondables ont une probabilité beaucoup plus faible d'être urbanisées. Les paramètres estimés sur les pentes rendent compte d'un phénomène largement observé : les ménages valorisent les reliefs et les vues mais les terrains trop accidentés ont des coûts de conversion trop élevés et des valeurs d'agrément plus faibles.

Enfin, les paramètres estimés sur les externalités de voisinage montrent également une relation en U inversé entre la probabilité de conversion d'une parcelle et sa probabilité d'urbanisation. Dans une zone faiblement urbanisée, l'augmentation du niveau d'urbanisation dans le voisinage d'une parcelle est favorable à son urbanisation car cela facilite sa conversion en abaissant les coûts de viabilisation du terrain. Au-delà, la probabilité d'urbanisation diminue : les externalités négatives de la densité (perte de vue, congestion, etc.) deviennent alors prépondérantes.

3.2. Deuxième étape : Analyse du rôle des perceptions

Pour chacun des modèles estimés et pour chaque UP, nous estimons la probabilité marginale qu'un pixel soit urbanisé en 2010 sachant qu'il ne l'était pas en 2000. Le tableau 5 présente les statistiques

descriptives de ces effets. L'appartenance à l'UP « Agglomération angevine » a l'effet le plus important sur la probabilité de conversion à un usage urbain. Elle est de 3.6 % alors que l'effet de l'appartenance à n'importe quelle UP est de 2.2 %. L'appartenance à cette UP augmente donc la probabilité de conversion d'un pixel de 1.4 % environ par rapport à la moyenne. Comme on peut le voir à travers les écarts-type, la variabilité des effets mesurés est faible, ce qui indique des différences significatives entre les UP.

Pour estimer le métamodèle (3), nous utilisons les effets marginaux estimés et leurs écarts-types. Pour expliquer la variabilité des mesures de probabilités conditionnelles, nous les régressons sur les indicateurs de richesse de vocabulaire se rapportant à plusieurs thématiques (dictionnaire) mais aussi sur l'importance de différents champs sémantiques (scénarios Tropes).

Nous centrons notre analyse sur les champs sémantiques extraits des Atlas des Paysages à partir du scénario Tropes. Les variables créées sont des variables de répartition du vocabulaire en pourcentage (aussi la catégorie résiduelle « Autres concepts » regroupant principalement des concepts « outils » n'a pas été introduite dans les analyses). On pourra alors interpréter les résultats comme mesurant l'impact d'une augmentation de la part du vocabulaire relatif à un concept donné (par rapport à la catégorie résiduelle) sur la probabilité d'urbanisation dans l'UP. Le vocabulaire est alors vu comme indicateur de la présence ou non d'aménités recherchées par les individus, en faisant l'hypothèse implicite que c'est la nature et la richesse de la description qui compte et non sa connotation positive ou négative. Si cette hypothèse

Tableau 5 – Statistiques descriptives des effets marginaux estimés (\widehat{P}_{kui}^m)

Unité Paysagère	Effet marginal		Minimum		Maximum	
	μ_p^m	$(\sigma_p^m)^2$	μ_p^m	$(\sigma_p^m)^2$	μ_p^m	$(\sigma_p^m)^2$
Agglomération Angevine	0.0360	0.0037	0.0258	0.0024	0.0444	0.0050
Loire des Promontoires	0.0308	0.0024	0.0239	0.0015	0.0399	0.0036
Beaugeois	0.0193	0.0012	0.0146	0.0009	0.0259	0.0016
Couloir du Layon	0.0257	0.0015	0.0217	0.0008	0.0316	0.0020
Haut Anjou	0.0112	0.0012	0.0074	0.0007	0.0147	0.0018
Saumurois	0.0258	0.0019	0.0168	0.0008	0.0302	0.0027
Segréen	0.0148	0.0011	0.0121	0.0009	0.0200	0.0013
Val d'Anjou	0.0230	0.0026	0.0154	0.0010	0.0340	0.0048
Basses Vallées Angevines	0.0170	0.0016	0.0116	0.0012	0.0227	0.0020
Marches du Segréen	0.0139	0.0031	0.0089	0.0021	0.0208	0.0050
Mauges	0.0224	0.0019	0.0143	0.0009	0.0278	0.0027
Plateaux de l'Aubance	0.0248	0.0024	0.0185	0.0011	0.0373	0.0044
Portes du Beaugeois	0.0217	0.0017	0.0159	0.0013	0.0282	0.0024
Total	0.0220	0.0020	0.0074	0.0007	0.0444	0.0050

peut être discutée à un niveau national, elle est raisonnable dans le cadre de notre étude.

Les résultats des estimations de (3) sont reportés dans le tableau 6. Comme il s'agit d'une méta-régression interne, sur les mêmes données et avec des modèles proches, la variance estimée inter-estimations τ^2 est faible, ce qui est normal pour ce type d'analyse. On constate que les

indicateurs du contenu des descriptions des unités paysagères expliquent la quasi-totalité de la variation des effets mesurés. La part de la variance inter-estimations expliquée par le modèle est mesurée par le coefficient R^2 ajusté. Les variables explicatives introduites dans les méta-modèles permettent donc d'expliquer entre 74 % et 79 % des différences mesurées entre les

Tableau 6 – Résultats de l'estimation de la deuxième étape

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Dictionnaire				Scénario Tropes			
	base	contrôles	méthodes	complet	base	contrôles	méthodes	complet
Architecture	0.0016*** (0.0005)	0.0017*** (0.0005)	0.0017*** (0.0005)	0.0017*** (0.0005)				
Botanique	-0.0054*** (0.0016)	-0.0053*** (0.0016)	-0.0054*** (0.0016)	-0.0052*** (0.0016)				
Économie	0.0016 (0.0010)	0.0017* (0.0010)	0.0017 (0.0010)	0.0017* (0.0010)				
Élevage	0.0000 (0.0018)	0.0001 (0.0017)	0.0001 (0.0018)	0.0001 (0.0018)				
Minéralogie	0.0023 (0.0028)	0.0025 (0.0028)	0.0023 (0.0028)	0.0025 (0.0028)				
Urbanisme	0.0137*** (0.0032)	0.0135*** (0.0032)	0.0137*** (0.0032)	0.0135*** (0.0032)				
Sylviculture	0.0087*** (0.0009)	0.0086*** (0.0009)	0.0087*** (0.0009)	0.0086*** (0.0009)				
Géologie	0.0044* (0.0024)	0.0042* (0.0024)	0.0044* (0.0024)	0.0041* (0.0024)				
Campagne	-0.0014 (0.0025)	-0.0016 (0.0025)	-0.0014 (0.0025)	-0.0017 (0.0025)				
Viticulture	0.0028 (0.0017)	0.0029* (0.0017)	0.0028* (0.0017)	0.0029* (0.0017)				
Religion	-0.0076** (0.0037)	-0.0072* (0.0037)	-0.0075** (0.0037)	-0.0071* (0.0037)				
Eau	0.0047 (0.0236)	0.0054 (0.0235)	0.0043 (0.0235)	0.0055 (0.0235)				
Agri./Envt.					0.0821*** (0.0125)	0.0795*** (0.0123)	0.0809*** (0.0125)	0.0794*** (0.0124)
Anim./Végét.					0.0309*** (0.0097)	0.0286*** (0.0096)	0.0298*** (0.0096)	0.0285*** (0.0096)
Arts/Culture					0.1312*** (0.0278)	0.1286*** (0.0274)	0.1303*** (0.0276)	0.1286*** (0.0274)
Caractéristiques					-0.0822*** (0.0194)	-0.0854*** (0.0192)	-0.0839*** (0.0193)	-0.0855*** (0.0192)
Comm./Médias					0.3666*** (0.0378)	0.3609*** (0.0373)	0.3639*** (0.0376)	0.3606*** (0.0373)
Comport./Sent.					-0.1511*** (0.0197)	-0.1526*** (0.0194)	-0.1520*** (0.0196)	-0.1528*** (0.0194)
Forces/Quantités					-0.0462* (0.0238)	-0.0453* (0.0235)	-0.0455* (0.0237)	-0.0451* (0.0235)
Géographie					0.0346*** (0.0111)	0.0328*** (0.0109)	0.0337*** (0.0110)	0.0327*** (0.0109)
Politique/Société					0.1754*** (0.0285)	0.1690*** (0.0282)	0.1725*** (0.0284)	0.1686*** (0.0282)
Transports					0.2086*** (0.0261)	0.2129*** (0.0258)	0.2105*** (0.0260)	0.2131*** (0.0258)

→

Tableau 6 – Résultats de l'estimation de la deuxième étape (suite)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Dictionnaire				Scénario Tropes			
	base	contrôles	méthodes	complet	base	contrôles	méthodes	complet
OTEX		0.0005* (0.0003)		0.0005 (0.0003)		0.0005* (0.0003)		0.0005 (0.0003)
PRA		0.0012*** (0.0003)		0.0011*** (0.0003)		0.0013*** (0.0003)		0.0013*** (0.0004)
Cantons		0.0005** (0.0003)		0.0004 (0.0005)		0.0006* (0.0003)		0.0005 (0.0006)
Métriques		-0.0001 (0.0003)		-0.0002 (0.0004)		-0.0001 (0.0003)		-0.0001 (0.0004)
AIC			-0.0257*** (0.0078)	-0.0048 (0.0185)			-0.0274*** (0.0085)	-0.0035 (0.0202)
Probit			-0.0004 (0.0003)	-0.0003 (0.0003)			-0.0004 (0.0003)	-0.0003 (0.0003)
Dichotomique			0.0001 (0.0003)	0.0001 (0.0003)			0.0000 (0.0003)	0.0001 (0.0003)
Constante	0.0134 (0.0352)	0.0110 (0.0350)	-0.0116 (0.0358)	0.0062 (0.0393)	-0.0038 (0.0081)	-0.0030 (0.0080)	-0.0300*** (0.0115)	-0.0063 (0.0211)
Observations	832	832	832	832	832	832	832	832
r^2	1.04e-05	1.04e-05	1.04e-05	1.04e-05	1.28e-05	1.27e-05	1.29e-05	1.28e-05
β^2	0.805	0.806	0.806	0.807	0.818	0.818	0.818	0.819
R^2 ajusté	0.791	0.790	0.790	0.790	0.741	0.743	0.740	0.742
Test LR ($\tau^2 = 0$)	4.93e-05	4.93e-05	4.93e-05	4.93e-05	4.93e-05	4.93e-05	4.93e-05	4.93e-05
Test F du modèle	174.6	134.2	141.9	112.8	162.5	121.5	127.2	99.97

Note : les écarts-type sont entre parenthèses. ***, ** et * identifient les paramètres significatifs aux seuils de 0.01 %, 0.05 % et 0.1 % respectivement.

UP²⁴. Par ailleurs, le coefficient R^2 fournit une estimation de la variance totale qui est attribuable aux différences entre les modèles. Les méta-modèles estimés expliquent donc de 81 % à 82 % de cette variance. Tous les tests montrent que les modèles sont nettement significatifs.

Nous tenons compte des différences entre les modèles estimés dans la première étape pour expliquer la variabilité des effets mesurés. En effet, si l'information qu'ils véhiculent est corrélée à celle véhiculée par les UP, alors leur exclusion peut introduire un biais de variable omise. Ce n'est pas le cas ici dans le modèle complet. Les coefficients estimés sur les métriques paysagères, les OTEX ou les cantons ne sont pas significatifs. Les dummies sur les UP reflètent donc une autre dimension que ces variables que nous interprétons comme la composante culturelle des paysages. Notons toutefois que le découpage en PRA est significatif. Comme nous l'avions pressenti (cf. sous-section 2.3), la construction des PRA reflète bien une dimension historico-culturelle des paysages. Pour tenir compte du fait que certains des 64 modèles générant les données de cette deuxième étape sont de meilleurs modèles que d'autres, nous introduisons également le critère d'information d'Akaike (AIC) mesuré par la différence avec le meilleur modèle (différent suivant que le modèle

estimé est multinomial ou dichotomique). Il n'est jamais significatif ce qui indique que les effets mesurés sont indépendants de la qualité du modèle estimé à la première étape. Enfin il est intéressant de souligner qu'il n'y a pas d'effet significatif de la méthode utilisée (lien probit ou logit / variable dépendante catégorielle ou dichotomique).

À l'inverse, nos indicateurs textuels et sémantiques du contenu des descriptions des UP de l'Atlas des Paysages du Maine-et-Loire jouent un rôle dans l'explication des différences de probabilités d'urbanisation. Des UP décrites avec un vocabulaire plus riche relatif à l'agriculture et l'environnement ont eu une probabilité plus forte d'être urbanisées. Ainsi 1 % d'augmentation de la part de ces thèmes dans l'ensemble du vocabulaire conduit à augmenter d'environ 0.08 % la probabilité d'urbanisation. Nous retrouvons les mêmes résultats concernant le vocabulaire relatif aux thèmes « Arts et Culture », « Communications et Médias », « Politique et Société », « Transports », « Animaux et Végétaux » et « Géographie ». Si l'on suit notre hypothèse de lien entre

24. Cette proportion est à comparer à celle des modèles n'incluant pas les variables de perception (moins de 20 % pour un modèle complet sans l'introduction des scénarios tropes ou sans l'introduction des analyses de dictionnaire, voir Annexe en ligne C2).

la description des paysages et la nature des aménités produites, on peut ainsi supposer que des aménités relatives à l'agriculture, l'environnement, la dynamique sociale et culturelle locale, tout en tenant compte des aménités relatives aux transports, ont été des moteurs de l'urbanisation de ces espaces. On retrouve ainsi des résultats validant les hypothèses du modèle d'étalement urbain en rapport avec les aménités environnementales et agricoles proposé par Coisson *et al.* (2014). À l'inverse une part plus importante de vocabulaire relatif aux thèmes « Forces et quantités » ou « Caractéristiques » diminue la probabilité d'urbanisation. On peut penser que ce vocabulaire (où l'on retrouve des termes comme niveau, masse, puissance) décrit des territoires plutôt difficiles à « habiter » ou moins attractifs car moins producteurs d'aménités recherchées par les ménages. Cela peut éventuellement correspondre à des zones difficiles et donc coûteuses à aménager. Enfin le thème « Comportements et sentiments » a un lien négatif avec la probabilité d'urbanisation.

* *
*

Dans cet article, nous avons cherché à apprécier le rôle des éléments perceptifs des paysages sur les choix d'urbanisation des sols. Nous estimons un modèle économétrique de conversion des sols en deux étapes. Dans la première étape nous estimons la probabilité d'urbanisation d'une parcelle puis prenons en compte son incertitude à l'aide d'une méthode de méta-régression interne. Une analyse textuelle des Atlas de Paysage permet d'introduire des descripteurs des paysages dans une seconde étape. Ainsi, nous pouvons rendre compte de l'impact sur l'urbanisation des déterminants économiques et paysagers, dans leurs dimensions physique mais aussi perceptives. Nos estimations mettent en avant l'importance relative des facteurs de l'urbanisation identifiés dans la littérature européenne et nord-américaine. Nous observons que, dans le cas de l'aire urbaine d'Angers comme ailleurs, la probabilité d'urbanisation dépend de la proximité au centre d'emploi et aux infrastructures de transport mais également du cadre de vie et des externalités de voisinage (revenu moyen de la commune, équipements publics, aménités naturelles, urbanisation alentour).

Nos estimations montrent également que la probabilité conditionnelle qu'un lieu donné soit urbanisé est significativement fonction de son appartenance à une unité paysagère. La

diversité des signes des coefficients associés permet de mettre en avant l'hétérogénéité des préférences exprimées à l'égard de telle ou telle unité paysagère. Cette probabilité a été expurgée de la dimension physique des paysages à la première étape. Elle est mise en relation, par une méta-régression, avec des descripteurs construits à partir des textes décrivant les unités paysagères. Cette approche permet de tenir compte de l'incertitude liée à la sélection des modèles. Nous pouvons ainsi confirmer que les aspects culturels des paysages jouent un rôle non négligeable sur l'urbanisation et identifier les composantes des perceptions qui jouent le plus. Ainsi les territoires décrits par une richesse plus grande en matière agricole, politique, sociétale²⁵, et donc plus susceptibles de produire les aménités associées, semblent être plus recherchés par les ménages. La significativité relative de ces effets, mise en évidence dans le cas de l'aire urbaine d'Angers, pourrait cependant être différente pour d'autres aires urbaines.

La prise en compte de la dimension sensible des paysages, au-delà de leurs caractéristiques physiques, offre ainsi une voie pour mieux comprendre les choix de localisation résidentielle des ménages. Le paysage tel qu'il est perçu par les individus peut expliquer la désertion de certaines zones périphériques rurales caractérisées par une qualité paysagère peu valorisée ou à l'inverse l'attractivité résidentielle de certains espaces au risque qu'ils soient confrontés alors à un phénomène d'étalement urbain accru.

À notre connaissance, ce travail est pionnier par son incorporation d'indicateurs de perception des paysages pour l'analyse des phénomènes d'urbanisation. Il s'inscrit pleinement dans le développement d'approches dites *mixtes* en sciences sociales. D'autres travaux récents soulignent également le rôle important des perceptions. Par exemple, Jones & Dantzer (2021) montrent que les perceptions relatives aux différents quartiers d'une ville façonnent la mobilité résidentielle.

Ici, cette approche mixte est nécessaire en raison de la complexité du fait social « paysage », difficilement réductible à une seule dimension, soit comme éléments physiques (observables et objectivables), soit comme perceptions des individus ou des groupes d'individus (difficilement quantifiables et observables). Toutefois il est nécessaire de souligner que cette approche est non seulement exigeante mais aussi coûteuse

25. Termes relatifs aux thèmes « Agriculture et Environnement », « Arts et Culture », « Communications et Médias », « Politique et Société ».

sur le plan méthodologique. Nous avons en effet dû créer deux jeux de données originaux, l'un mobilisant des images satellites à 10 ans d'écart, l'autre pour construire des données de perception, qui sont mis en relation avec d'autres bases de données. L'application à d'autres aires urbaines est donc soumise à la disponibilité de données similaires. C'est pourquoi un travail de généralisation supposera de trouver des solutions en l'absence d'Atlas des Paysages.

Une possibilité serait d'utiliser l'information datée et géocodée générée par les réseaux

sociaux. Par exemple, avec les données de Twitter, Park *et al.* (2021) montrent qu'il est possible d'identifier les quartiers d'une ville générant des sentiments de bonheur ou d'insatisfaction. En utilisant les données de la plateforme Yelp, Glaeser *et al.* (2018) montrent que l'information générée par les réseaux sociaux peut permettre de mieux comprendre les phénomènes de gentrification mais aussi de les prévoir, presque en temps réel. De telles données pourraient être utilisées dans le modèle présenté dans cet article. □

Lien vers l'Annexe en ligne :

https://www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/6005367/ES528-529_Bourbeillon-et-al_Annexe-en-ligne_Online-Appendix.pdf

BIBLIOGRAPHIE

Ambroise, R. (2010). Appréhender le paysage sous l'angle de son fonctionnement pour gérer la biodiversité. *Espaces Naturels*, 32, 20–26.

<http://www.espaces-naturels.info/apprehender-paysage-sous-angle-son-fonctionnement-pour-gerer-biodiversite>

Ay, J.-S., Chakir, R. & Le Gallo, J. (2017). Aggregated versus individual land-use models: Modeling spatial autocorrelation to increase predictive accuracy. *Environmental Modeling & Assessment*, 22(2), 129–145.

<https://doi.org/10.1007/s10666-016-9523-5>

Banzhaf, H. S. & Smith, V. K. (2007). Meta-analysis in model implementation: choice sets and the valuation of air quality improvements. *Journal of Applied Econometrics*, 22(6), 1013–1031.

<https://doi.org/10.1002/jae.977>

Blanc, A., Peton, H. & Garcias, F. (2019). L'analyse lexicométrique des macro discours par les vocabulaires – enjeux théoriques et méthodologiques. *Finance Contrôle Stratégie*, (NS-6). <https://doi.org/10.4000/fcs.3459>

Brunet-Vinck, V. (2004). Méthode pour les Atlas de paysages – Enseignements méthodologiques de 10 ans de travaux. Rapport technique, Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable.

<http://temis.documentation.developpement-durable.gouv.fr/document.html?id=Temis-0070141>

Bryan, M. L. & Jenkins, S. P. (2016). Multilevel modelling of country effects: A cautionary tale. *European Sociological Review*, 32(1), 3–22. <https://doi.org/10.1093/esr/jcv059>

Burnham, K. & Anderson, D. (2004). Multimodel inference. Understanding AIC and BIC in model selection. *Sociological Methods and Research*, 33(2), 261–304. <https://doi.org/10.1177/0049124104268644>

Cassette, A. & Paty, S. (2006). La concurrence fiscale entre communes est-elle plus intense en milieu urbain qu'en milieu rural ? *Cahiers d'Économie et Sociologie Rurales*, 78, 6–30.

<https://ageconsearch.umn.edu/record/201679>

Chakir, R. & Parent, O. (2009). Determinants of land use changes: A spatial multinomial probit approach. *Papers in Regional Science*, 88(2), 327–344. <https://doi.org/10.1007/s00701-011-0993-6>

Chomitz, K. M. & Gray, D. A. (1996). Roads, land use, and deforestation: a spatial model applied to Belize. *The World Bank Economic Review*, 10(3), 487–512. <https://doi.org/10.1093/wber/10.3.487>

Coisson, T., Oueslati, W. & Salanié, J. (2014). Urban sprawl occurrence under spatially varying agricultural amenities. *Regional Science and Urban Economics*, 44, 38–49. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2013.11.001>

Coisson, T., Rousselière, D. & Rousselière, S. (2019). Information on biodiversity and environmental behaviors: A European study of individual and institutional drivers to adopt sustainable gardening practices. *Social Science Research*, 84, 102–123. <https://doi.org/10.1016/j.ssresearch.2019.06.014>

- Conseil de l'Europe (2000).** *Convention Européenne du Paysage – Florence, 20 octobre 2000*. Division de l'aménagement du territoire et du paysage, Bruxelles.
<https://www.coe.int/fr/web/conventions/full-list?module=treaty-detail&treaty-num=176>
- Cosgrove, D. (2003).** *Handbook of cultural geography*, Chapter: Landscape and the European sense of sight-seeing nature, pp. 249–268. London: Sage Publications. <http://dx.doi.org/10.4135/9781848608252.n17>
- Couch, C., Leontidou, L. & Petschel-Held, G. (2007).** *Urban Sprawl in Europe*. Oxford: Black-Well Publishing.
- EEA (2019).** Land and soil in Europe: why we need to use these vital and finite resources sustainably. Report 2443-7662, European Environment Agency.
<https://www.eea.europa.eu/publications/eea-signals-2019-land/download>
- Gelman, A., Carlin, J., Stern, H., Dunson, D., Vehtari, A. & Rubin, D. (2014).** *Bayesian Data Analysis, Third Edition*. Boca Raton: CRC Press. <http://www.stat.columbia.edu/~gelman/book/BDA3.pdf>
- Glaeser, E. L., Kim, H. & Luca, M. (2018).** Nowcasting gentrification: using yelp data to quantify neighborhood change. *American Economic Review: Papers and Proceedings*, 108(2), 77–82.
<http://dx.doi.org/10.1257/pandp.20181034>
- Grekousis, G. & Mountrakis, G. (2015).** Sustainable development under population pressure: Lessons from developed land consumption in the conterminous U.S. *PLOS ONE*, 10(3), e0119675.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0119675>
- Grout, M. & Roche, A. (2009).** *Carte des Unités de Paysage contenue dans les Atlas de Paysage publiés entre 1993 et 2009*. CNRS – UMR 7533 LADYSS, Paris.
- Irwin, E. & Bockstael, N. (2002).** Interacting agents, spatial externalities and the evolution of residential land use patterns. *Journal of Economic Geography*, 2(1), 31–54. <https://doi.org/10.1093/jeg/2.1.31>
- Irwin, E. G. & Geoghegan, J. (2001).** Theory, data, methods: developing spatially explicit economic models of land use change. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 85(1), 7–24.
[https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00200-6](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00200-6)
- Jones, A. & Dantzler, P. (2021).** Neighbourhood perceptions and residential mobility. *Urban Studies*, 58(9), 1792–1810. <https://doi.org/10.1177/0042098020916440>
- Klemick, H., Griffiths, C., Guignet, D. & Walsh, P. (2018).** Improving water quality in an iconic estuary: an internal meta-analysis of property value impacts around the Chesapeake Bay. *Environmental and Resource Economics*, 69(2), 265–292. <https://doi.org/10.1007/s10640-016-0078-3>
- Kline, J. D., Moses, A. & Alig, R. J. (2001).** Integrating urbanization into landscape-level ecological assessments. *Ecosystems*, 4(1), 3–18. <https://doi.org/10.1007/s100210000056>
- Knapp, G. & Hartung, J. (2003).** Improved tests for a random-effects meta-regression with a single covariate. *Statistics in Medicine*, 22, 2693–2710. <https://doi.org/10.1002/sim.1482>
- Kozlowski, A. C., Taddy, M. & Evans, J. A. (2019).** The geometry of culture: Analyzing the meanings of class through word embeddings. *American Sociological Review*, 84(5), 905–949.
<https://doi.org/10.1177/0003122419877135>
- Kuminoff, N. V., Zhang, C. & Rudi, J. (2010).** Are travelers willing to pay a premium to stay at a “green” hotel? Evidence from an internal meta-analysis of hedonic price premia. *Agricultural & Resource Economics Review*, 39(3), 468–484. <https://doi.org/10.1017/S1068280500007450>
- Lebart, L. (1994).** Sur les analyses statistiques de textes. *Journal de la Société Française de Statistique*, 135(1), 17–36. http://www.numdam.org/item/JSFS_1994__135_1_17_0/
- Lopez, R., Adelaja, A. & Andrews, M. (1988).** The effects of suburbanization on agriculture. *American Journal of Agricultural Economics*, 70(2), 346–358. <https://doi.org/10.2307/1242075>
- Loughran, T. & McDonald, B. (2016).** Textual analysis in accounting and finance: A survey. *Journal of Accounting Research*, 54(4), 1187–1230. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12123>
- Maire, S. & Liarte, S. (2019).** Classifier, représenter et labelliser : Cadre et outils méthodologiques associés pour une émergence automatique de thématiques sur données textuelles. *Finance Contrôle Stratégie*, (NS-6).
<https://doi.org/10.4000/fcs.3423>
- McGarigal, K., Cushman, S. A., Neel, M. C. & Ene, E. (2002).** Fragstats: spatial pattern analysis program for categorical maps. Rapport technique, University of Massachusetts, Amherst.
<http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html>
- Molette, P. (2009).** De l'APD à Tropes : comment un outil d'analyse de contenu peut évoluer en logiciel de classification sémantique généraliste. In *Actes du colloque Psychologie sociale de la communication*, Tarbes, Juin 2009. <https://www.tropes.fr/PierreMolette-CommunicationColloquePsychoTarbesJuin2009.pdf>

- Molette, P. (2014).** Comportements et sentiments. de l'ambiguïté dans les émotions? journées d'étude sur la mesure des émotions dans les corpus textuels. Rapport technique, Atelier Texto du Labex SMS, Toulouse.
- Moral-Benito, E. (2015).** Model averaging in economics: An overview. *Journal of Economic Surveys*, 29(1), 46–75. <https://doi.org/10.1111/joes.12044>
- Nery, T., Polyakov, M., Sadler, R. & White, B. (2019).** Spatial patterns of boom and bust forestry investment development: A case study from Western Australia. *Land Use Policy*, 86, 67–77. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.04.015>
- Newburn, D. A., Berck, P. & Merenlender, A. M. (2006).** Habitat and open space at risk of land-use conversion: targeting strategies for land conservation. *American Journal of Agricultural Economics*, 88(1), 28–42. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8276.2006.00837.x>
- Nowak, A. & Smith, P. (2017).** Textual analysis in real estate. *Journal of Applied Econometrics*, 32(4), 896–918. <https://doi.org/10.1002/jae.2550>
- Park, Y., Kim, M., & Seong, K. (2021).** Happy neighborhoods: Investigating neighborhood conditions and sentiments of a shrinking city with Twitter data. *Growth and Change*, 52(1), 539–566. <https://doi.org/10.1111/grow.12451>
- PAYTAL (2014).** PAYSage et ÉTALement urbain: dynamiques physique et culturelle et modélisation. Athané, E., Bourbeillon, J., Coisson, T., Guyet T., Nicolas H., Oueslati W., Rousselière, D. & Salanié, J. (coordinateur), Agrocampus Ouest. http://temis.documentation.developpement-durable.gouv.fr/documents/Temis/0082/Temis-0082075/22025_Rapport.pdf
- Polèse, M. & Shearmur, R. (2005).** *Économie urbaine et régionale : introduction à la géographie économique*. Paris: Economica.
- Polyakov, M. & Zhang, D. (2008).** Population growth and land use dynamics along urban– rural gradient. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 40(2), 649–666. <https://doi.org/10.1017/S1074070800023919>
- Roche, A. (2007).** Les unités et structures paysagères dans les atlas de paysage. Rapport technique, Ministère de l'Ecologie, du Développement et de l'Aménagement Durables.
- Saxonhouse, G. R. (1976).** Estimated parameters as dependent variables. *The American Economic Review*, 66(1), 178–183. <https://www.jstor.org/stable/1804956>
- Sutton, A. J. & Higgins, J. P. (2008).** Recent developments in meta-analysis. *Statistics in Medicine*, 27, 625–650. <https://doi.org/10.1002/sim.2934>
- Tsai, F. T.-C. & Li, X. (2008).** Inverse groundwater modeling for hydraulic conductivity estimation using bayesian model averaging and variance window. *Water Resources Research*, 44(9), W09434. <https://doi.org/10.1029/2007WR006576>
- Uuema, E., Antrop, M., Roosaare, J., Marja, R. & Mander, Ü. (2009).** Landscape metrics and indices: an overview of their use in landscape research. *Living Reviews in Landscape Research*, 3(1), 1–28. <http://lrlr.landscapeonline.de/Articles/lrlr-2009-1/>
-

ANNEXE

STATISTIQUES DESCRIPTIVES

Variable	Description	Moyenne	Écart-type	Source
Usage du sol en 2010	Agricole	0.781		Auteurs
	Forêt	0.113		
	Urbain	0.106		
Usage du sol en 2000	Agricole	0.820		
	Forêt	0.092		
	Urbain	0.088		
Voisinage urbanisé en 2000	Nombre de pixels urbanisés dans un rayon de 200 m	0.088	0.212	
Ratio P/A	Ratio périmètre sur aire en 2000	0.468	0.213	
Indice de forme	Indice de forme en 2000	2.799	0.795	
Indice DF	Indice de dimension fractale en 2000	1.312	0.101	
Distance CBD	Distance à Angers (km)	18.951	7.026	IGN ^a
Distance SBD	Distance au bourg le plus proche (km)	1.862	0.875	
Distance route	Distance au réseau routier principal (km)	2.729	2.169	
Pente	Dénivelé au sein du pixel (m)	2.663	2.899	
PNR	Commune d'un parc naturel régional (dummy)	0.152		
Revenu commune	Revenu moyen par habitant en euros en 2000	14 713	3 467	Insee ^b
Équipements commune	Nombre d'équipements de la commune en 1998	117.6	509.1	Insee ^c
Inondable	Zone d'inondation constatée	0.045		DREAL Pays de la Loire
PRA	Petites Régions Agricoles de 1981 (dummy)			Agrete ^d
	<i>Beaugeois</i>	0.220		
	<i>Bocage angevin</i>	0.430		
	<i>Choletais</i>	0.147		
	<i>Saumurois</i>	0.071		
	<i>Vallée de la Loire</i>	0.132		
OTEX	Orientation technico-économique de la commune en 2000 (dummy)			Agrete ^d
	<i>Bovins lait</i>	0.009		
	<i>Bovins mixte</i>	0.040		
	<i>Fruits-Cultures Permanentes</i>	0.007		
	<i>Grandes Cultures</i>	0.024		
	<i>Granivores mixtes</i>	0.059		
	<i>Horticulture</i>	0.067		
	<i>Maraichage</i>	0.012		
	<i>Oléoproteagineux</i>	0.001		
	<i>Polyculture-Élevage</i>	0.667		
	<i>Viticulture</i>	0.102		
	<i>Volailles</i>	0.013		

→

Tableau A-1 – Statistiques descriptives (suite)

Variable	Description	Moyenne	Écart-type	Source
Canton	Appartenance à un canton (dummy)			Insee ^e
	<i>Angers</i>	0.017	-	
	<i>Angers-Nord-Est</i>	0.030	-	
	<i>Angers-Est</i>	0.010	-	
	<i>Baugé</i>	0.023	-	
	<i>Beaufort-en-Vallée</i>	0.072	-	
	<i>Chalonnnes-sur-Loire</i>	0.024	-	
	<i>Châteauneuf-sur-Sarthe</i>	0.091	-	
	<i>Doué-la-Fontaine</i>	0.006	-	
	<i>Durtal</i>	0.019	-	
	<i>Gennes</i>	0.029	-	
	<i>Lion-d'Angers</i>	0.087	-	
	<i>Louroux-Béconnais</i>	0.091	-	
	<i>Ponts-de-Cé</i>	0.086	-	
	<i>Saint-Georges-sur-Loire</i>	0.070	-	
	<i>Seiches-sur-le-Loir</i>	0.088	-	
	<i>Thouarcé</i>	0.111	-	
	<i>Tiercé</i>	0.066	-	
<i>Angers-Trélazé</i>	0.022	-		
<i>Angers-Ouest</i>	0.016	-		
<i>Angers-Nord</i>	0.037	-		
<i>Angers-Nord-Ouest</i>	0.006	-		
Unité Paysagère	Appartenance à une UP (dummy)			LADYSS
	<i>Agglomération angevine</i>	0.030	-	
	<i>Loire des promontoires</i>	0.041	-	
	<i>Beaugeois</i>	0.143	-	
	<i>Couloir du Layon</i>	0.077	-	
	<i>Haut Anjou</i>	0.211	-	
	<i>Saumurois</i>	0.063	-	
	<i>Segréen</i>	0.143	-	
	<i>Val d'Anjou</i>	0.065	-	
	<i>Basses vallées angevines</i>	0.039	-	
	<i>Marches du Segréen</i>	0.080	-	
	<i>Mauges</i>	0.013	-	
	<i>Plateaux de l'Aubance</i>	0.054	-	
<i>Portes du Beaugeois</i>	0.040	-		

^(a) BDALTI, MNT500, BDTOPO, Geoportail – calculs des auteurs.

^(b) Recensement de la Population.

^(c) Inventaire communal 1998.

^(d) Recensement Agricole de 2000, Zonages en Régions Agricoles.

^(e) Code Officiel Géographique.