

Locations de courte durée et recompositions territoriales du logement en milieu rural

*Une analyse de la diffusion de Airbnb dans les communes rurales de
l'Hérault, de la Haute-Garonne, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère*

Maëlle Sacazes

Master Sciences Sociales parcours Quantifier en Sciences Sociales

Mémoire de Master 1

Table des matières.

<i>Introduction.....</i>	3
Les recompositions contemporaines des espaces ruraux : vers des ruralités différenciées.....	5
Plateformisation et diffusion territoriale des locations de courte durée.....	6
Effets des locations de courte durée sur les marchés du logement : tensions et recompositions résidentielles.....	9
 <i>Chapitre 1. De l'échelle communale au terrain d'étude : construire un espace de comparaison des locations de courte durée.....</i>	15
1.1. L'échelle communale comme cadre d'observation des dynamiques de plateformisation en milieu rural.....	15
1.1.1. La commune, unité opératoire à l'intersection des logiques territoriales, institutionnelles et statistiques.....	15
1.1.2. Airbnb à l'échelle communale : entre comparaison intercommunale et invisibilité des logiques infra-territoriales.....	16
1.1.3. Un terrain empirique ancré dans les espaces ruraux d'Occitanie.....	17
1.2. De l'Occitanie aux communes rurales : diversité territoriale et logique comparative au service de l'analyse des locations de courte durée.....	18
1.2.1. L'Occitanie, un espace en gradient : des centralités métropolitaines aux marges rurales faiblement peuplées.....	18
1.2.2. Haute-Garonne, Hérault, Hautes-Pyrénées, Lozère : densité, marché du logement et attractivité touristique comme critères de différenciation territoriale.....	20
1.2.3. Un corpus à dominante rurale : la grille de densité de l'Insee comme clé de structuration du terrain d'étude.....	22
 <i>Chapitre 2. Produire un dispositif empirique multi-sources pour objectiver la diffusion des locations de courte durée en milieu rural.....</i>	25
2.1. Construire une grille socio-territoriale des communes à partir des données institutionnelles.....	25
2.1.1. Le dossier complet de l'Insee : un cadre homogène de description des territoires.....	25
2.1.2. Saisir les dynamiques économiques et immobilières des territoires à partir des	

données FLORES et DVF.....	28
2.1.3. Articulation de données asynchrones.....	29
2.2. Construire un corpus de données sur les locations de courte durée à partir de Airbnb.....	30
2.2.1. Faire face aux limites des données institutionnelles : le recours au web scraping.....	30
2.2.2. Un protocole de requêtage spatial des données Airbnb au service de l'analyse des locations de courte durée.....	32
2.2.3. Conditions de production et limites des données de plateforme.....	34
2.3. Construire une base communale d'analyse à partir de données hétérogènes.....	36
2.3.1. Du corpus brut aux variables analytiques : exploitation des données Airbnb issues du web scraping.....	36
2.3.2. Vers une base communale unifiée pour l'analyse territoriale.....	38
2.3.3. Traitement différencié des données manquantes et contraintes de diffusion statistique.....	39
 <i>Chapitre 3. Configurations territoriales des locations de courte durée et des structures du logement : une analyse empirique.....</i>	41
3.1. Indicateurs de la diffusion des locations de courte durée et des structures socio-territoriales des communes.....	41
3.1.1. Mesurer l'intensité et les formes d'inscription territoriale des locations de courte durée.....	41
3.1.2. Structures résidentielles et dynamiques des marchés du logement face aux locations de courte durée.....	44
3.2. Marvejols comme cas d'étude de l'insertion des locations de courte durée dans les espaces ruraux.....	46
3.2.1. Marvejols, un bourg rural de centralité locale aux fragilités résidentielles.....	46
3.2.2. Airbnb et recompositions marginales des usages résidentiels à Marvejols.....	51
3.2.3. De l'étude de cas à l'analyse comparative : portée et limites de l'exploration empirique.....	53
Conclusion.....	55
Bibliographie.....	56
Sources.....	57
Annexes.....	60

Introduction.

En mars 2026, à l'approche des élections municipales, *Médiapart* publie une enquête journalistique¹ consacrée aux stratégies d'implantation d'Airbnb dans les territoires français. Le journal d'investigation en ligne y souligne que la plateforme chercherait à renforcer sa présence dans les espaces ruraux, en s'appuyant sur divers partenariats institutionnels, dont un engagement financier de près de 7 millions d'euros depuis 2022 auprès de « la Fondation du patrimoine pour aider au financement de « 200 projets qui contribuent au développement touristique dans les territoires, en particulier ruraux, et à la revitalisation des villages de France » ». Sous le titre « Élections municipales : l'intense campagne de *lobbying* d'Airbnb auprès des maires », l'article met ainsi en lumière l'extension progressive des locations de courte durée vers des territoires jusqu'alors relativement moins concernés par ce phénomène, révélant l'intérêt croissant des plateformes pour des espaces situés en dehors des grands pôles urbains et touristiques.

Créée en 2008 aux Etats-Unis par Brian Chesky, Joe Gebbia et Nathan Blecharczyk, la plateforme Airbnb « permet à quiconque de louer une chambre ou une propriété entière »². Devenue *leader* mondial dans le domaine, la plateforme numérique s'implante sur le marché français des locations meublées de courte durée en 2012, et connaît une expansion rapide dans de nombreuses villes et territoires touristiques. Selon une enquête réalisée par Jérôme Fourquet, Sylvain Manternach et Chloé Tegny pour l'Institut Terram³, en 2024, plus de huit communes sur dix en France comptaient au moins une location proposée sur la plateforme, alors qu'en 2013, seules quelques zones littorales, stations alpines et grandes métropoles étaient concernées⁴. La France constitue désormais le deuxième marché mondial des locations Airbnb, contribuant à diversifier l'offre d'hébergement touristique. Cependant, le développement rapide des plateformes de location de courte durée s'accompagne également d'une recomposition des dynamiques territoriales du logement et de l'hébergement. Un

¹ Delaporte, Lucie. « Élections municipales : l'intense campagne de lobbying d'Airbnb auprès des maires ». *Médiapart*, 9 mars 2026.

[Élections municipales : l'intense campagne de lobbying d'Airbnb auprès des maires | Médiapart.](#)

² Sage, Scott. « Quelle est l'origine du nom Airbnb ? L'histoire de la marque ». *AirDNA*, 2025.

[Origine du nom Airbnb: histoire et impact de la marque](#)

³ Fourquet, Jérôme, et Sylvain Manternach. *Tourisme 2.0 : anatomie de la France Airbnb*. Institut Terram, octobre 2025.

⁴ Ces chiffres doivent être considérés avec prudence : comme le révèle l'enquête de Médiapart, l'Institut Terram compte Airbnb parmi ses partenaires-mécènes, et les données mobilisées dans cette étude ont été directement fournies par la plateforme. Sans invalider les ordres de grandeur produits, ce contexte invite à traiter ces résultats comme un indicateur de tendance plutôt que comme une mesure indépendante de la diffusion du phénomène.

rapport parlementaire consacré aux déséquilibres du marché locatif en zone tendue, remis à l'Assemblée Nationale en 2023⁵ par les députés Inaki Echaniz et Annaïg Le Meur, souligne que « l'intensification de l'activité de meublés de tourisme contribue, de l'avis de l'ensemble des observateurs du marché, à l'augmentation des prix de la location et de l'achat dans les zones tendues et génère des externalités négatives, notamment en termes de raréfaction de l'offre résidentielle [et] d'augmentation des loyers » (2023, p.23). Toutefois, ces effets apparaissent fortement différenciés selon les contextes territoriaux, en fonction du niveau de demande touristique, de la structure du parc de logements et des dynamiques démographiques locales. L'enquête sur l'anatomie de la France Airbnb pour l'Institut Terram avance que « l'implantation d'Airbnb épouse les grands pôles d'attractivité nationale : littoraux, montagne, patrimoine, grandes métropoles » (2025, p. 6). Ces disparités territoriales sont alors particulièrement visibles dans les espaces ruraux, dont la diversité interne est souvent sous-estimée. La catégorie de « commune rurale », définie par l'Insee comme étant « une commune peu dense au sens de la grille communale de densité »⁶, recouvre des situations très diverses. Dans la version détaillée à sept postes de cette grille, trois formes de ruralités sont distinguées : les bourgs ruraux (degré de densité 5), le rural à habitat dispersé (degré de densité 6) et le rural à habitat très dispersé (degré de densité 7), traduisant des degrés variables d'accessibilité, d'équipement et d'intégration aux dynamiques urbaines et touristiques. Cette hétérogénéité interne des ruralités constitue un élément central pour comprendre les modalités différenciées d'inscription de Airbnb dans les territoires, ainsi que les effets contrastés qu'elles y produisent. C'est dans ce cadre de tensions territorialisées que s'inscrit le renforcement progressif des dispositifs juridiques encadrant les locations de courte durée. L'adoption de la loi du 19 novembre 2024 visant à renforcer les outils de régulation des meublés de tourisme à l'échelle locale⁷ témoigne ainsi de la reconnaissance institutionnelle de ces déséquilibres différenciés. En élargissant les compétences des communes en matière de régulation - notamment par la généralisation de l'enregistrement des meublés ou la possibilité de fixer des quotas -, ce texte consacre un renforcement du rôle de l'échelon local dans la gestion des interactions entre dynamiques résidentielles et touristiques.

⁵ Assemblée Nationale. « Rapport n°1928 ». 16e législature.

https://www.assemblee-nationale.fr/dyn/16/rapports/cion-eco/116b1928_rapport-fond

⁶ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Commune rurale », Mai 2026.

<https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c1902>

⁷ Légifrance. « LOI n° 2024-1039 du 19 novembre 2024 visant à renforcer les outils de régulation des meublés de tourisme à l'échelle locale (1) ». 19 novembre 2024.

<https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000050612711>

Cette montée en puissance de la régulation locale apparaît ainsi comme une réponse à des configurations territoriales inégalement affectées par le développement des plateformes.

Les recompositions contemporaines des espaces ruraux : vers des ruralités différenciées.

Les espaces ruraux contemporains ne constituent pas un ensemble homogène, mais s'inscrivent dans des dynamiques de recomposition qui en transforment les fonctions résidentielles, économiques et sociales. Loin d'être réduits à des territoires uniformément marqués par le déclin, ils apparaissent aujourd'hui traversés par des dynamiques différenciées de développement, qui participent à redéfinir les conditions d'habiter, de travailler et de circuler dans les campagnes. Cette diversité des configurations rurales constitue un enjeu central pour comprendre les nouvelles formes d'attractivité résidentielle et leurs effets sur les structures locales.

Qu'y a-t-il de commun entre les zones agricoles, les communes « dortoirs » et les espaces touristiques ? Voilà la question que le géographe et sociologue Bernard Kayser pose dans le premier chapitre de *La renaissance rurale. Sociologie des campagnes du monde occidental*⁸. Dans cet ouvrage, l'auteur remet en cause l'idée d'un déclin irréversible du monde rural, historiquement associée à l'exode rural et à la désindustrialisation des campagnes. À partir de l'analyse de données démographiques et migratoires issues des recensements nationaux, ainsi que l'observation des évolutions de l'emploi et des mobilités résidentielles dans plusieurs régions rurales d'Europe occidentale, notamment en France, en Espagne et en Italie, Bernard Kayser met en évidence l'émergence, à partir des années 1970, d'une nouvelle phase de développement rural caractérisée par un ralentissement, voire une inversion, de l'exode rural. Celle-ci s'explique notamment, selon Kayser, par « la diffusion dans l'espace des effets de la modernisation et de l'enrichissement de l'ensemble de la société » (p. 81), qui jouent désormais en faveur du rural là où ils avaient longtemps profité exclusivement à la ville. L'amélioration des mobilités quotidiennes, la diffusion des emplois non agricoles et l'attractivité résidentielle croissante des campagnes jouent ainsi un rôle central. Les espaces ruraux accueillent de nouvelles populations, parmi lesquelles des actifs travaillant en ville, des retraités ou des ménages urbains en quête d'un cadre de vie perçu comme plus favorable. Le rural ne se définit plus uniquement comme un espace de

⁸ Kayser, Bernard. *La renaissance rurale. Sociologie des campagnes du monde occidental*. Paris : Armand Colin, 1990.

production agricole, mais tend à devenir un espace résidentiel, récréatif, touristique et économique, dont les fonctions se diversifient progressivement.

À partir d'une analyse statistique des données sociodémographiques produites par l'Insee et des dynamiques migratoires observées à différentes échelles territoriales, le géographe Pierre Pistre, dans sa thèse de doctorat⁹, prolonge les travaux de Bernard Kayser sur la « renaissance rurale » en proposant le concept de « renouveau rural ». En s'appuyant sur les transformations sociodémographiques observées en France depuis les années 1980 - 1990, il montre que les dynamiques de diversification sociale et de recomposition territoriale du rural ne sont ni homogènes ni généralisées, mais fortement différenciées selon les caractéristiques des territoires. Ces recompositions dépendent notamment de la proximité des espaces ruraux aux pôles urbains, de leur accessibilité en termes de mobilités et de services, ainsi que de leur attractivité résidentielle, environnementale et patrimoniale (pp. 59-63). L'arrivée de nouvelles populations dans les campagnes s'accompagne ainsi d'une diversification des catégories socioprofessionnelles, mais selon des logiques sélectives (pp. 96-97). Les espaces ruraux en croissance accueillent principalement des cadres, professions intermédiaires et actif.ve.s qualifié.e.s issu.e.s des espaces urbains, ainsi que des retraité.e.s disposant de ressources économiques et résidentielles importantes (p. 103 et p. 149). En revanche, les catégories populaires rurales comme les ouvrier.e.s agricoles et les employé.e.s peu qualifié.e.s ne bénéficient pas de la même mobilité résidentielle, et peuvent voir leur poids relatif diminuer (p. 97 et p. 211). La recomposition sociale ne traduit donc pas une ouverture généralisée des campagnes, mais plutôt une restructuration hiérarchisée des populations locales, conduisant à des formes de sélection sociale des territoires ruraux (pp. 197-214). Cette recomposition des espaces ruraux, marquée par une diversification sociale et fonctionnelle, constitue un cadre essentiel pour comprendre les nouvelles formes d'investissement résidentiel et touristique, dont les plateformes numériques représentent un vecteur central.

Plateformisation et diffusion territoriale des locations de courte durée.

Le développement des plateformes numériques de location de courte durée, au premier rang desquelles Airbnb, s'inscrit dans la transformation plus large de l'économie

⁹ Pistre, Pierre. *Renouveaux des campagnes françaises : évolutions démographiques, dynamiques spatiales et recompositions sociales*. Thèse de doctorat en géographie, Université Paris-Diderot - Paris VII, 2012.

touristique et résidentielle sous l'effet de la numérisation des échanges. Cette évolution a profondément modifié les modalités d'accès au logement temporaire, en facilitant la mise en relation directe entre offre et demande à l'échelle mondiale.

Dans cette perspective, le philosophe et géographe Nick Srnicek propose, dans son œuvre *Capitalisme de Plateforme*¹⁰, une analyse critique du capitalisme contemporain en montrant que les plateformes numériques constituent désormais une forme dominante d'organisation économique et sociale. L'auteur replace l'émergence des plateformes dans une trajectoire historique marquée par la crise de rentabilité du capitalisme industriel, la financiarisation de l'économie et la recherche de nouveaux relais de croissance, soulignant que les données sont devenues une ressource centrale de l'accumulation capitaliste (pp. 15-41). Il définit alors ces plateformes comme « des infrastructures numériques qui permettent à deux ou plusieurs groupes d'interagir. Elles agissent donc comme intermédiaires entre différents usagers » (p. 48). Autrement dit, les plateformes numériques organisent les interactions entre différents groupes d'utilisateur.s, tout en capturant, traitant, et monétisant les données produites par ces interactions, ce qui leur confère un pouvoir structurant sur les marchés et les pratiques sociales. N. Srnicek distingue plusieurs types de plateformes, parmi lesquelles les « plateformes allégées » sont caractérisées par une faible possession d'actifs matériels et par une externalisation massive des coûts et des risques vers les utilisateurs et les territoires (pp.80-81). Airbnb peut alors être analysé comme une « plateforme numérique d'intermédiation », relevant de ce modèle de « plateformes allégées », en tant qu'il organise la mise en marché du logement de courte durée, tout en externalisant les coûts sociaux et territoriaux de cette activité. Appliquée au tourisme, cette grille de lecture souligne que l'offre de logements n'est plus uniquement déterminée par les structures hôtelières traditionnelles, mais par la mise à disposition diffuse de logements privés, contribuant ainsi à une hybridation des marchés du logement et du tourisme.

En tant que « plateforme numérique d'intermédiation », Airbnb participe donc désormais à l'organisation du marché des logements, et s'ancre dans des territoires concrets, caractérisés par des ressources, des infrastructures et des dynamiques locales spécifiques. Ainsi, l'implantation d'Airbnb ne relève pas d'un processus homogène de diffusion spatiale, mais s'inscrit dans des logiques de concentration territoriale étroitement liées aux

¹⁰ Srnicek, Nick. *Capitalisme de plateforme : l'hégémonie de l'économie numérique*, trad. Blouin P., Montréal, Lux éditeur, 2018.

dynamiques économiques, touristiques et immobilières locales. Dans une perspective de géographie urbaine, les recherches menées par David Wachsmuth et Alexander Weisler, fondées sur l'analyse de données géolocalisées relatives aux annonces Airbnb et aux marchés immobiliers à New York, mettent en évidence que l'offre de locations de courte durée tend à se concentrer dans des espaces urbains spécifiques caractérisés par une forte attractivité touristique, une centralité urbaine marquée et un potentiel élevé de valorisation foncière. Dans leur article de 2018¹¹, les auteurs montrent notamment que cette concentration est particulièrement observable dans les quartiers centraux et touristiques, où l'activité de location de courte durée permet aux propriétaires de tirer des revenus supérieurs à ceux issus de la location résidentielle traditionnelle (p.12). Ce phénomène s'inscrit dans une logique de rentabilité immobilière, que les auteurs analysent à travers le concept de *rent gap*, initialement développé par Neil Smith, désignant l'écart entre la valeur actuelle d'un logement et la valeur potentielle qu'il pourrait atteindre s'il était affecté à un usage plus lucratif, comme la location touristique (p.7). Dans ce contexte, la diffusion d'Airbnb apparaît moins comme une expansion uniforme du service que comme un processus de sélection territoriale ciblant prioritairement les espaces disposant d'un capital touristique, économique ou patrimonial susceptible de maximiser les revenus locatifs.

Si cette étude de David Wachsmuth et Alexander Weisler met en évidence la concentration spatiale des locations de courte durée dans les centres urbains touristiques nord-américains, elle invite également à interroger la manière dont ces dynamiques se manifestent dans d'autres contextes territoriaux. L'enquête quantitative et qualitative¹² menée par les sociologues Nicolas Oppenchaim, Marie-Pierre Lefeuvre et Julian Devaux étudie alors ce phénomène de territorialisation de Airbnb dans le contexte français, dans des espaces géographiques hétérogènes, comprenant une métropole moyenne à rayonnement régional, des villes petites et moyennes, ainsi que des communes périurbaines et rurales plus ou moins éloignées de sites touristiques, situés dans la région Centre Val de Loire. A partir d'une analyse de données issues du « *web scraping* » du site Airbnb et d'entretiens réalisés auprès d'hébergeur.euse.s Airbnb, les chercheur.euse.s montrent que l'activité Airbnb ne constitue pas une pratique homogène, mais qu'elle s'inscrit dans des configurations territoriales différenciées qui orientent les formes d'engagement des hébergeur.euse.s et les modalités

¹¹ Wachsmuth, David, et Alexander Weisler. « Airbnb and the Rent Gap: Gentrification through the Sharing Economy ». *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 50, n° 6, 2018. p. 1147-1170.

¹² Oppenchaim, Nicolas, Marie-Pierre Lefeuvre, et Julian Devaux. « L'hébergement Airbnb hors des grandes métropoles: Une activité plus ou moins rationalisée entre visée rentière et occupation ». *Réseaux*, n°236, vol. 6, 2022, p. 253-84.

d'organisation de l'activité. L'apport central de cette recherche réside dans la mise en évidence du rôle de « l'encastrement territorial » de l'activité, entendu comme le degré d'intégration de l'hébergement dans les réseaux sociaux, économiques et institutionnels locaux (p. 278). L'enquête révèle ainsi que les modalités d'exercice de l'activité varient en fonction des ressources territoriales disponibles, notamment du potentiel touristique, de la structure du tissu économique local et des opportunités de valorisation du patrimoine immobilier. Dans les espaces ruraux disposant d'une attractivité touristique affirmée, l'hébergement tend à s'inscrire dans des relations de coopération avec d'autres acteurs locaux, participant à des dynamiques économiques territorialisées; à l'inverse, lorsque l'activité relève principalement d'une logique d'investissement locatif, elle apparaît plus faiblement articulée aux réseaux locaux et davantage orientée vers une rationalité marchande standardisée (pp. 280-281). Ces résultats conduisent ainsi à considérer que le développement des locations de courte durée ne relève pas d'un processus uniforme de diffusion technologique, mais d'une adaptation aux caractéristiques sociales et économiques des territoires : ceux-ci ne constituent pas seulement le cadre spatial de l'activité, mais un ensemble de ressources et de contraintes qui conditionnent les formes concrètes de son déploiement.

Effets des locations de courte durée sur les marchés du logement : tensions et recompositions résidentielles.

Si dans les espaces ruraux français le développement des locations de courte durée ne peut être compris indépendamment des caractéristiques des territoires dans lesquels il s'inscrit, il s'accompagne également de transformations profondes des marchés du logement. Au-delà de leur rôle dans la transformation des pratiques touristiques, les plateformes d'intermédiation sont progressivement analysées comme des acteurs contribuant à la recomposition des marchés résidentiels, notamment par la mise en concurrence des usages touristiques et résidentiels du logement.

Les travaux de l'urbaniste David Wachsmuth et du géographe Alexander Weisler¹³ permettent notamment d'éclairer ce processus sous l'angle des effets structurels de la plateforme Airbnb sur l'offre locative. Au-delà de la concentration géographique des

¹³ Wachsmuth, David, et Alexander Weisler. « Airbnb and the Rent Gap: Gentrification through the Sharing Economy ». *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 50, n° 6, 2018. p. 1147-1170.

annonces, leur enquête montre que le développement des locations de courte durée produit une forme de réallocation fonctionnelle du parc immobilier, une partie des logements étant progressivement retirée du marché résidentiel classique au profit d'usages touristiques (pp. 23-24). Ce mécanisme peut être décrit comme un « retrait implicite » des logements, dans la mesure où il ne correspond pas à une diminution physique du stock de logements, mais à une modification de leur mode d'occupation : des biens initialement destinés à la location longue durée sont mobilisés de manière intermittente ou continue pour des séjours touristiques, en fonction des arbitrages économiques des propriétaires (p. 10). Il en résulte une tension accrue sur les marchés locatifs locaux, réduisant l'offre disponible pour les résident.e.s permanent.e.s (p. 26).

Toutefois, ces dynamiques ne se limitent pas aux espaces urbains et doivent être interrogées dans d'autres contextes territoriaux. L'article des sociologues spécialistes de la ruralité Alexander Theophilus et Jessica D. Ulrich-Schad¹⁴ permet d'élargir l'analyse des effets des locations de courte durée Airbnb aux espaces ruraux à forte attractivité environnementale (« *high-amenity rural areas* », p. 5), et de nuancer l'hypothèse d'un modèle exclusivement urbain de pression immobilière. À partir d'une enquête qualitative menée dans la région de Bear Lake, à la frontière de l'Utah et de l'Idaho (Etats-Unis), les auteur.ice.s montrent que l'essor des locations de courte durée s'inscrit dans un contexte plus large de recomposition des économies rurales, marqué par la montée du tourisme, de la migration résidentielle d'agrément et de nouvelles formes d'économie non extractive (pp. 2-3). Dans ce cadre, les locations de courte durée apparaissent comme un facteur supplémentaire de pression sur les marchés du logement, dans la mesure où une partie du parc résidentiel est progressivement mobilisée pour des usages touristiques de très court terme. Cette évolution contribue à une réduction de la disponibilité du logement pour les résident.e.s permanent.e.s, notamment dans des territoires où l'offre est déjà contrainte par la croissance démographique et l'attractivité paysagère (p.3). L'un des apports centraux de l'enquête réside dans la mise en évidence de la manière dont ces dynamiques sont perçues par les habitant.e.s. Les entretiens réalisés avec ces dernier.e.s montrent que les locations de courte durée sont associées à une intensification des tensions sur le logement, mais aussi à une transformation plus diffuse des conditions d'accès au logement. Les habitant.e.s soulignent notamment la montée des prix immobiliers, la difficulté croissante d'accès au

¹⁴ Theophilus, Alexander, et Jessica D. Ulrich-Schad. « “Your neighbors are new every week”: Short-term rentals, housing, and community wellbeing in high-amenity rural places ». *Population and Environment*, vol. 47, n° 37, 2025.

logement pour les travailleur.euse.s locaux.ales, ainsi que la conversion de logements en actifs d'investissement destinés à la location touristique (pp. 11-12, 14).

Dans le contexte français, ces dynamiques doivent être appréhendées à partir de configurations territoriales encore plus différenciées. L'enquête menée par Nicolas Oppenchaim, Marie-Pierre Lefeuve et Julian Devaux¹⁵ dans la région Centre-Val de Loire constitue à cet égard un apport essentiel, en articulant analyse quantitative de la diffusion d'Airbnb et enquête qualitative auprès d'hébergeur.euse.s. Leur analyse met en évidence que, dans certains territoires touristiques, cette activité s'intègre aux économies locales et constitue un complément de revenu pour des ménages résidents (pp. 274-275), tandis que, dans d'autres contextes, elle peut s'inscrire dans des stratégies d'investissement locatif visant à maximiser la rentabilité immobilière (pp. 270-271). Ces configurations différenciées contribuent à produire des effets contrastés sur le marché du logement, notamment en termes de disponibilité du parc résidentiel, de niveau des prix et de concurrence entre usages touristiques et résidentiels (pp. 280-281). Ces résultats mettent ainsi en évidence l'inscription territoriale des effets des locations de courte durée, en fonction des caractéristiques sociales, économiques et immobilières des espaces concernés.

* * *

Les travaux consacrés aux effets des locations de courte durée sur les marchés du logement montrent que ces dynamiques s'inscrivent dans des configurations territoriales spécifiques qui en déterminent l'intensité et les formes. Ce constat conduit dès lors à dépasser une lecture unifiée des effets des plateformes, au profit d'une analyse des modalités différenciées de leur déploiement. Parallèlement, les travaux consacrés aux ruralités contemporaines ont mis en évidence la diversité des trajectoires de recomposition des espaces ruraux, marquées par la coexistence de dynamiques de croissance résidentielle, de spécialisation touristique et de fragilisation démographique. Cependant, ces deux ensembles de travaux demeurent largement dissociés. D'un côté, les recherches sur les plateformes analysent leurs effets sur les marchés du logement sans toujours saisir la diversité fine des

¹⁵ Oppenchaim, Nicolas, Marie-Pierre Lefeuve, et Julian Devaux. « L'hébergement Airbnb hors des grandes métropoles: Une activité plus ou moins rationalisée entre visée rentière et occupation ». *Réseaux*, n°236, vol. 6, 2022, p. 253-84.

configurations rurales; de l'autre, les travaux sur les ruralités rendent compte de cette hétérogénéité sans intégrer pleinement le rôle des plateformes numériques dans ces recompositions. Dès lors, la diffusion des locations de courte durée dans les espaces ruraux ne peut être appréhendée ni comme un simple processus d'extension spatiale, ni comme un effet uniforme des plateformes, mais suppose d'analyser la manière dont des logiques économiques globalisées s'articulent à des configurations territoriales différenciées. Ainsi, la question posée est la suivante : dans quelle mesure et selon quelles modalités l'implantation des locations de courte durée Airbnb dans les espaces ruraux s'articule-t-elle aux structures résidentielles locales, notamment en termes de disponibilité du logement, de tensions foncières et de redéfinition des usages du parc immobilier ?

Deux hypothèses peuvent alors être formulées. Une première, formulée à partir des travaux sur les ruralités contemporaines et de ceux consacrés à la diffusion des locations de courte durée, postule que la présence et l'intensité de l'offre Airbnb dans les espaces ruraux sont structurellement liées aux caractéristiques socio-économiques et fonctionnelles des territoires. Plus précisément, la diffusion de Airbnb serait d'autant plus forte que les territoires présentent une combinaison de facteurs favorables à la valorisation touristique et résidentielle du logement, tels qu'un niveau élevé d'attractivité paysagère ou patrimoniale, une spécialisation touristique déjà existante, ainsi qu'une proximité fonctionnelle avec des pôles urbains permettant une articulation avec les mobilités résidentielles et de loisirs. À l'inverse, les espaces ruraux moins intégrés aux circuits touristiques et moins connectés aux dynamiques urbaines devraient présenter des niveaux de diffusion significativement plus faibles. Cette hypothèse vise ainsi à tester l'existence d'une structuration spatiale hiérarchisée de la diffusion des plateformes. Une seconde hypothèse, formulée à partir des recherches portant sur les effets des locations de courte durée sur le logement, considère que les communes rurales les plus investies par les locations de courte durée présentent également des structures résidentielles et immobilières particulières. Une forte présence d'Airbnb devrait être associée à une part plus élevée de résidences secondaires, à une place plus réduite du parc résidentiel permanent, à des niveaux de vacance spécifiques ainsi qu'à une valorisation immobilière plus importante. Ces configurations pourraient traduire l'existence d'une concurrence accrue entre usages résidentiels et touristiques du logement. L'objectif n'est pas d'établir un lien de causalité direct entre Airbnb et les transformations observées des marchés immobiliers locaux, mais d'identifier les types de contextes résidentiels dans lesquels la plateforme tend à s'inscrire et les formes de tensions potentielles qui peuvent en résulter.

Ce travail s'inscrit ainsi à l'intersection de plusieurs champs théoriques, en articulant une sociologie des plateformes numériques, une sociologie du logement, une sociologie rurale et des apports issus de la géographie sociale. Dans le prolongement des analyses du capitalisme de plateforme proposées notamment par Nick Srnicek, les plateformes numériques sont envisagées non seulement comme des dispositifs techniques d'intermédiation, mais comme des acteurs économiques structurants, capables de reconfigurer des marchés et des usages sociaux. Appliquée au logement, cette perspective conduit à considérer les locations de courte durée comme un vecteur de transformation des formes d'occupation du parc immobilier et des logiques de valorisation résidentielle. Ce mémoire mobilise également une approche territorialisée de la plateformes, ainsi que les apports de la sociologie rurale et de la géographie sociale, en considérant les territoires comme des cadres structurants des pratiques et des marchés du logement. Enfin, ce travail s'inscrit dans une démarche empirique quantitative, visant à objectiver les régularités spatiales de la diffusion des locations de courte durée et leurs effets différenciés sur les marchés du logement. Il s'appuie sur un corpus de données relatives aux logements proposés sur Airbnb, collectées à l'aide d'un protocole de *web scraping*, permettant de constituer une photographie de l'offre à une date donnée sur des territoires définis. Ces données sont croisées avec un ensemble d'indicateurs socio-démographiques, économiques et immobiliers à l'échelle communale, issus notamment des bases diffusées par l'Institut National de la Statistique et des Études Économiques (grille communale de densité, fichier localisé des rémunérations et de l'emploi salarié, dossier complet) et par data.gouv (données foncières par commune).

Le choix du terrain empirique répond à une double logique de contrainte et de construction analytique. D'une part, il est en partie conditionné par les possibilités d'accès et de traitement des données issues du *web scraping*, qui rendent difficile une couverture exhaustive du territoire national. D'autre part, il procède d'un choix raisonné visant à constituer un espace d'observation permettant la mise en comparaison de configurations territoriales contrastées. À ce titre, la région Occitanie a été retenue comme cadre d'analyse en raison de la forte diversité de ses formes d'urbanisation et de peuplement, articulant au sein d'un même espace institutionnel des métropoles régionales, des espaces périurbains dynamiques, des littoraux fortement touristiques et des marges rurales de faible densité. Au sein de cet espace régional, le choix des communes des départements de la Haute-Garonne, de l'Hérault, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère vise à renforcer cette logique de contraste, permettant de comparer des territoires fortement intégrés aux dynamiques métropolitaines

avec des espaces de faible densité marqués par des marchés résidentiels plus détendus et des formes spécifiques d'attractivité touristique.

Ce mémoire s'articule en trois chapitres. Le premier chapitre est consacré à la construction de l'espace d'observation et à la définition du terrain d'étude. Il précise les choix d'échelle ayant présidé au recours à l'unité communale comme cadre d'analyse des dynamiques de plateformes, en discutant les effets de cadrage que ce choix produit sur la visibilité des phénomènes observés. Il présente ensuite la délimitation du terrain empirique, circonscrit aux communes des départements de la Haute-Garonne, de l'Hérault, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère, et expose la grille communale de densité de l'Insee comme principal instrument de structuration du corpus. Le deuxième chapitre présente le dispositif empirique multi-sources mobilisé pour rendre observables les dynamiques de diffusion des locations de courte durée. Il expose les sources institutionnelles permettant de caractériser les contextes socio-territoriaux des communes, le protocole de collecte par *web scraping* des données Airbnb, ainsi que les opérations d'harmonisation et d'agrégation ayant permis la construction d'une base communale unifiée. Le troisième chapitre porte sur l'exploitation empirique de ce dispositif. Il présente les indicateurs construits pour mesurer l'intensité et les formes d'inscription territoriale des locations de courte durée ainsi que les structures résidentielles et immobilières des communes, avant d'engager une analyse exploratoire à partir du cas de Marvejols, mobilisé comme premier terrain d'épreuve du dispositif analytique permettant de dégager les perspectives d'analyse comparative ouvertes pour la poursuite du travail en Master 2.

Chapitre 1. De l'échelle communale au terrain d'étude : construire un espace de comparaison des locations de courte durée.

L'étude des locations de courte durée suppose de construire un dispositif d'observation fondé sur un ensemble de choix d'échelles et de découpages territoriaux. Ils participent à la définition même des phénomènes observés, dans la mesure où ils conditionnent les formes de visibilité statistique des dynamiques territoriales et les possibilités de leur comparaison. L'espace d'analyse est donc le résultat d'une construction située, issue de l'articulation entre catégories administratives, dispositifs statistiques et contraintes de production des données. Ce chapitre analyse ainsi la production de cet espace statistique à travers deux opérations complémentaires : le recours à l'échelle communale comme unité d'analyse (1.1), et la délimitation du périmètre infrarégional retenu (1.2), qui contribuent conjointement à stabiliser un espace de comparaison des configurations territoriales de la diffusion des locations de courte durée.

1.1. L'échelle communale comme cadre d'observation des dynamiques de plateformisation en milieu rural.

L'espace d'observation de cette recherche se stabilisant autour de l'échelle communale, entendue comme une unité opératoire de production de l'espace statistique (1.1.1), il produit des effets de cadrage spécifiques sur la visibilité des dynamiques infra-communales et sur la définition même de l'objet étudié (1.1.2). Ces opérations de construction participent pleinement à la configuration du champ d'analyse, en fixant les conditions à partir desquelles les dynamiques de diffusion des locations de courte durée deviennent observables, comparables et interprétables (1.1.3).

1.1.1. La commune, unité opératoire à l'intersection des logiques territoriales, institutionnelles et statistiques.

Dans une approche territorialisée des phénomènes sociaux, l'espace ne saurait être réduit à un simple support des pratiques sociales. Comme le montre le sociologue et philosophe français Henri Lefebvre¹⁶, il est constitutivement produit par ces dernières (1974, p.17) - ce qui fait du choix de l'échelle d'analyse une étape déterminante de la construction

¹⁶ Lefebvre, Henri. « La production de l'espace ». *L'Homme et la société* 31, n° 1, 1974, 15-32.

de l'objet de recherche. La commune, définie par l'Insee comme « la plus petite division administrative française »¹⁷, est à ce titre retenue comme unité d'analyse. Les transformations des marchés du logement et les effets de la plateformesisation s'inscrivant dans des contextes locaux spécifiques, cette échelle permet de saisir les configurations territoriales concrètes au plus près de leurs logiques propres. Elle se révèle particulièrement adaptée à l'étude des espaces ruraux, caractérisés par une forte hétérogénéité interne, laquelle se traduit notamment, comme le montrent Oppenchaim, Lefeuvre et Devaux¹⁸, par la coexistence de logiques de rentabilisation et d'usages plus diffus ou hybrides des plateformes de location de courte durée. Le choix de l'échelle communale se justifie en outre par son rôle institutionnel dans la régulation des usages du logement. En France, les compétences communales en matière d'encadrement des meublés de tourisme ont été sensiblement renforcées par la loi du 19 novembre 2024¹⁹, faisant de la commune l'échelon de référence des politiques locales d'habitat. Retenir cette unité permet ainsi d'articuler l'analyse des dynamiques de plateformesisation avec les cadres normatifs qui les régissent. La commune présente par ailleurs une valeur opératoire du point de vue de la production statistique. Elle constitue l'unité centrale autour de laquelle l'Insee structure la diffusion de ses données publiques, au premier rang desquelles la base communale issue du recensement de la population²⁰. Le recours à l'échelle communale répond ainsi à une double exigence méthodologique : disposer d'un cadre d'observation suffisamment fin pour rendre compte des différenciations territoriales des dynamiques de plateformesisation, tout en s'appuyant sur une unité statistiquement stabilisée permettant la comparaison de configurations hétérogènes.

1.1.2. Airbnb à l'échelle communale : entre comparaison intercommunale et invisibilité des logiques infra-territoriales.

En plus de fournir un cadre d'observation stabilisé, le choix de la commune comme unité d'analyse contribue à façonner l'objet « locations de courte durée » en tant que

¹⁷ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Commune », Juin 2023.
<https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c1468>

¹⁸ Oppenchaim, Nicolas, Marie-Pierre Lefeuvre, et Julian Devaux. « L'hébergement Airbnb hors des grandes métropoles: Une activité plus ou moins rationalisée entre visée rentière et occupation ». *Réseaux*, n°236, vol. 6, 2022, p. 253-84.

¹⁹ Légifrance. « LOI n° 2024-1039 du 19 novembre 2024 visant à renforcer les outils de régulation des meublés de tourisme à l'échelle locale (1) ». 19 novembre 2024.
<https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000050612711>

²⁰ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Base de données communales du recensement de la population (BDCOM) - 2023 ». Progedo-Adisp, 2023.

phénomène mesurable. Comme le montre Alain Desrosières dans son article de 1989 sur la socio-histoire de la statistique²¹, les catégories et découpages statistiques « sont des *choses* construites » (1989, p. 232) qui orientent les formes mêmes de ce qui est observable. En agrégeant les données à l'échelle communale, l'analyse déplace ainsi le regard des logiques localisées des marchés résidentiels et des localisations de courte durée vers des configurations territoriales globales. Les travaux de David Wachsmuth et Alexander Weisler²² sur les logiques de *rent gap* montrent pourtant que les investissements locatifs de courte durée se concentrent dans des micro-localisations spécifiques - quartiers centraux, espaces touristiques ou patrimoniaux - produisant des configurations spatiales très localisées (2018, p.9). Ce déplacement d'échelle ne fait pas disparaître ces phénomènes, mais en modifie le statut analytique : ils cessent d'être observables comme des discontinuités spatiales pour apparaître comme des intensités communales. Le choix de cette échelle engage ainsi une définition du phénomène étudié centrée sur les différences entre configurations territoriales communales, et implique de laisser hors champ une partie des logiques infra-communales de concentration et de segmentation des marchés résidentiels, saisissables qu'à des niveaux d'analyse plus fins.

1.1.3. Un terrain empirique ancré dans les espaces ruraux d'Occitanie.

La population générale théorique de ce mémoire est définie comme l'ensemble des communes françaises. Selon l'Insee²³, la France métropolitaine et les départements et régions d'outre-mer comptent au 1^{er} janvier 2025 34 874 communes, constituant un ensemble particulièrement vaste et hétérogène. Si ce cadrage permet d'inscrire l'analyse dans un référentiel exhaustif, il ne peut cependant constituer en lui-même le terrain empirique de la recherche. L'analyse des effets territorialisés des locations de courte durée suppose en effet de construire un cadre d'observation permettant de comparer des configurations locales différenciées, tout en limitant les biais liés aux écarts institutionnels et socio-économiques interrégionaux. De plus, la réduction du champ d'analyse répond aux contraintes techniques liées à la collecte des données issues du *web scraping*, rendant difficile la constitution d'une base exhaustive à l'échelle nationale. Le terrain d'étude est ainsi circonscrit à un

²¹ Desrosières, Alain. « Comment faire des choses qui tiennent : histoire sociale et statistique ». *Histoire & Mesure*, vol. 4, n°3-4, 1989, pp. 225-242.

²² Wachsmuth, David, et Alexander Weisler. « Airbnb and the Rent Gap: Gentrification through the Sharing Economy ». *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 50, n° 6, 2018, p. 1147-1170.

²³ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Code officiel géographique au 1er janvier 2025 ». Mars 2025. <https://www.insee.fr/fr/information/8377162>

sous-échantillon de 1 548 communes situées dans les départements de la Haute-Garonne, de l'Hérault, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère, dans la région Occitanie. Au sein de ce corpus, l'analyse est structurée autour des communes rurales, qui constituent le cœur de l'objet étudié, les communes urbaines et périurbaines étant mobilisées à des fins de comparaison afin de mieux objectiver les effets spécifiques des locations de courte durée dans les espaces ruraux.

1.2. De l'Occitanie aux communes rurales : diversité territoriale et logique comparative au service de l'analyse des locations de courte durée.

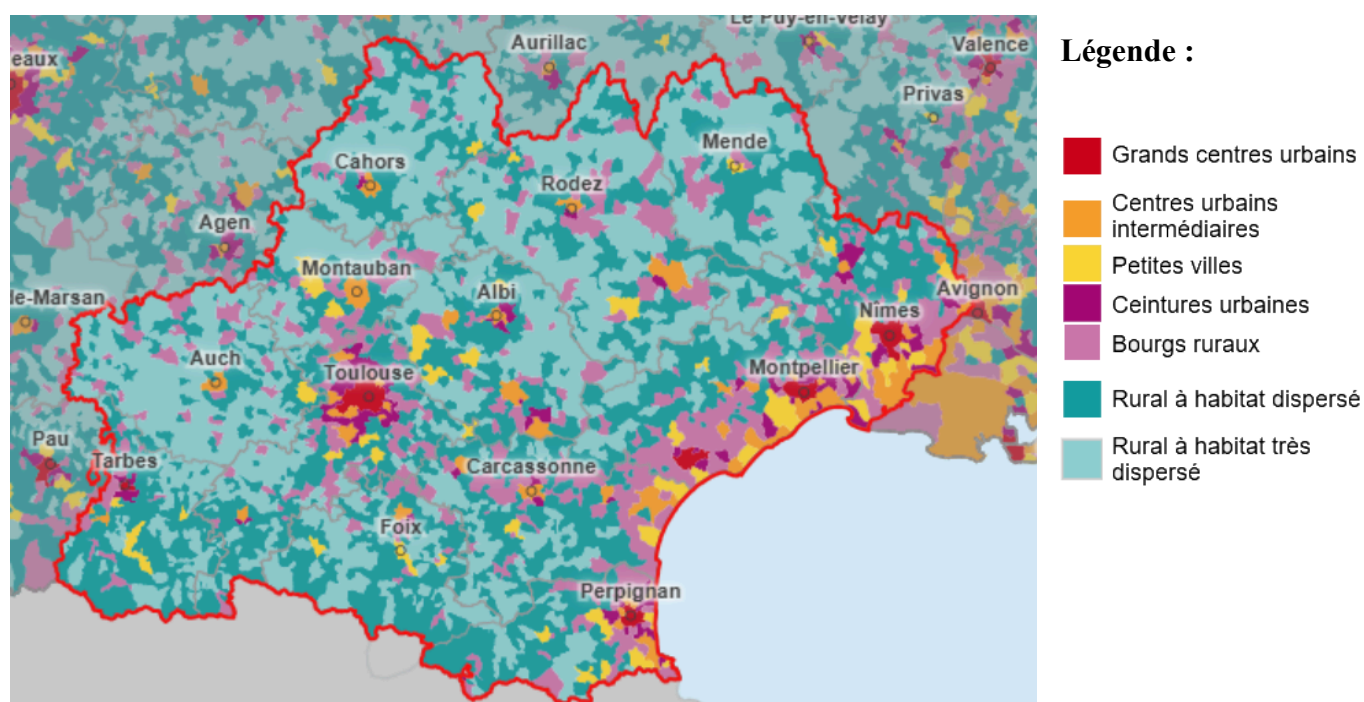
Le passage de l'unité communale à la constitution du terrain empirique implique de sélectionner et de hiérarchiser des contextes territoriaux adaptés à l'analyse des locations de courte durée. Ce terrain s'inscrit dans l'espace régional occitan, dont la diversité des configurations territoriales offre un cadre pertinent pour cette analyse **(1.2.1)**. L'étude est ensuite resserrée autour de quatre départements aux profils démographiques, résidentiels et touristiques contrastés, permettant de restituer un gradient allant des espaces métropolitains aux espaces ruraux de faible densité **(1.2.2)**. Le corpus communal est enfin structuré à partir de la grille communale de densité de l'Insee, qui distingue les différents profils territoriaux composant le terrain d'étude **(1.2.3)**.

1.2.1. L'Occitanie, un espace en gradient : des centralités métropolitaines aux marges rurales faiblement peuplées.

La région Occitanie constitue le cadre initial de construction du terrain d'étude, dans la mesure où elle réunit dans un même espace institutionnel une forte diversité de configurations territoriales mobilisables pour l'analyse. La répartition des communes occitanes selon les catégories de densités de la grille communale de densité à sept niveaux produite par l'Insee (Figure 1) illustre cette diversité à l'échelle régionale. On y distingue quatre grands types d'espaces. Les pôles métropolitains, catégorisés comme « grands centres urbains »²⁴, structurent la région autour des aires urbaines de Toulouse et de Montpellier.

²⁴ « Grands centres urbains », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 1 de densité.

Figure 1 - Grille communale de densité à sept niveaux en région Occitanie.



Source : Insee - Statistiques locales - Indicateurs : cartes, données et graphiques. [Statistiques locales](#).

Champ : Communes de la région Occitanie (N = 4 453).

Lecture : La carte représente la répartition des communes de la région Occitanie selon les catégories de densité définies par la grille communale de densité à 7 postes de l'Insee, allant des grands centres urbains aux espaces ruraux à habitat très dispersé.

Les zones périurbaines - « centres urbains intermédiaires »²⁵ et « ceintures urbaines »²⁶ - connaissent une croissance résidentielle soutenue autour des principales agglomérations. Les territoires littoraux, relevant des catégories « petites villes »²⁷ et « bourgs ruraux »²⁸, se distinguent par une forte attractivité touristique, particulièrement marquée sur le littoral héraultais. Enfin, les espaces ruraux faiblement denses - « rural à habitat dispersé »²⁹ et « rural à habitat très dispersé »³⁰ -, à l'image de la Lozère ou des marges montagnardes des

²⁵ « Centres urbains intermédiaires », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 2 de densité.

²⁶ « Ceintures urbaines », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 4 de densité.

²⁷ « Petites villes », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 3 de densité.

²⁸ « Bourgs ruraux », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 5 de densité.

²⁹ « Rural à habitat dispersé », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 6 de densité.

³⁰ « Rural à habitat très dispersé », modalité de la grille communale de densité à sept niveaux (Insee, 2025), correspondant au degré 7 de densité.

Hautes-Pyrénées, sont caractérisés par des dynamiques démographiques et économiques contrastées.

1.2.2. Haute-Garonne, Hérault, Hautes-Pyrénées, Lozère : densité, marché du logement et attractivité touristique comme critères de différenciation territoriale.

Afin d'opérationnaliser cette diversité territoriale à une échelle plus fine, l'étude est restreinte aux départements de la Haute-Garonne, de l'Hérault, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère. Ce choix permet de reconstituer un gradient de situations allant des espaces fortement urbanisés et intégrés aux dynamiques métropolitaines jusqu'aux espaces ruraux les plus faiblement denses. Cette logique comparative permet alors d'observer les effets des locations de courte durée dans des contextes structurellement différenciés, tant du point de vue des dynamiques démographiques que des structures du marché du logement et des formes d'attractivité touristique.

Les départements retenus présentent en premier lieu des contrastes marqués en termes de structure démographique et de degré d'urbanisation. La Haute-Garonne et l'Hérault, des départements à prédominance urbaine et intermédiaire³¹ respectivement, se distinguent par des densités de population³² élevées : 230,8 habitant.e.s/km² pour la Haute-Garonne et 199,5 habitant.e.s/km² pour l'Hérault (Tableau 1). À l'inverse, les Hautes-Pyrénées (51,8 habitant.e.s/km²) et surtout la Lozère (14,8 habitant.e.s/km²) relèvent de configurations nettement plus rurales. Cette opposition est confirmée par la part des communes rurales³³, qui atteint 92,8 % en Lozère et 90,8 % dans les Hautes-Pyrénées, contre 73,9 % en Haute-Garonne et 45,2 % dans l'Hérault. Ces contrastes traduisent des niveaux d'urbanisation très différenciés, allant de départements fortement structurés par des aires urbaines métropolitaines à des territoires où dominent les logiques de faible densité et les formes d'habitat dispersé.

³¹ Typologie départementale produite par l'Insee dans le cadre de la grille communale de densité 2025 (maille départementale à 3 postes), construite à partir de la part de population résidant dans des communes rurales.

³² Densité de population. Correspond au rapport entre la population totale des communes de chaque département en 2022 (variable PMUN22) et leur superficie totale (variable SUPERF) (habitant.e.s/km²). Les données sont ensuite agrégées à l'échelle départementale. Source : Recensement de la population 2022, Insee.

³³ Part des communes rurales dans le département. Correspond à la proportion des communes dont la catégorie de densité (variable LIBDENS) est égale à « rural », rapportée à l'ensemble des communes du département. Source : Grille communale de densité 2025, Insee.

Tableau 1 – Caractéristiques socio-démographiques, immobilières et touristiques des départements du sous-échantillon

Données communales agrégées						
Département	Population totale en 2022	Densité (hab/km ² , 2022)	Part des communes rurales en 2025	Part des résidences secondaires en 2022	Prix moyen au m ² (€)	Hébergements touristiques en 2025
Haute-Garonne	1 456 261	230.8	84.6%	4.2%	2 945	285
Hautes-Pyrénées	231 453	51.8	95.7%	23.4%	1 946	377
Hérault	1 217 331	199.5	75.7%	17.4%	3 374	551
Lozère	76 503	14.8	99.3%	32.4%	1 759	196

Sources : Recensement de la population 2022 (Insee), Grille communale de densité 2025 (Insee), Demande de Valeur Foncière 2024 (DGFIP), Partenaires territoriaux pour les données sur le tourisme 2025 (Insee); traitement personnel.

Champ : Départements du sous-échantillon : Haute-Garonne, Hautes-Pyrénées, Hérault, Lozère (Occitanie, France) (N = 4).

Lire ainsi : La population totale de la Haute-Garonne en 2022 s'élève à 1 456 261 habitant.e.s.

Les indicateurs sont calculés à partir de données communales agrégées au niveau départemental.

Les prix immobiliers sont pondérés par le nombre de transactions.

Au-delà des structures démographiques, les départements présentent également des profils distincts en matière de marché du logement. En 2024, les prix immobiliers³⁴ révèlent des écarts importants entre les territoires étudiés, traduisant des niveaux de tension et de valorisation très différenciés. Ils atteignent 3 337 €/m² dans l'Hérault, département fortement intégré aux dynamiques métropolitaines et littorales, contre 1 759 €/m² en Lozère et 1 946 €/m² dans les Hautes-Pyrénées, deux territoires classés comme étant à « prédominance rurale » par la maille départementale de la grille de densité de 2025. La Haute-Garonne occupe une position intermédiaire, avec un prix moyen de 2 945 €/m², porté notamment par l'influence de l'aire urbaine toulousaine. Ils mettent en évidence des configurations territoriales contrastées, entre départements fortement valorisés et espaces plus faiblement soumis aux pressions du marché immobilier. Dans ce cadre, la structure du parc de logements contribue également à ces différenciations, notamment à travers la part des résidences secondaires³⁵, qui varie fortement selon les territoires : elle reste relativement faible en Haute-Garonne (4,2 %), tandis qu'elle atteint des niveaux nettement plus élevés dans les Hautes-Pyrénées (23,4 %) et en Lozère (32,4 %), témoignant d'une place importante des usages non permanents du logement dans ces espaces ruraux ou touristiques.

³⁴ Prix moyen de l'immobilier pour chaque département. Correspond à la moyenne des prix moyens communaux au m² en 2024 (variable Prixm2Moyen), pondérée à partir du nombre de mutations immobilières enregistrées sur la même année (variable Nb_mutations). Les données sont ensuite agrégées à l'échelle départementale. Source : DGFIP, Demande de valeur foncière 2024.

³⁵ Part de résidences secondaires. Correspond au rapport entre le nombre de résidences secondaires et logements occasionnels (variable P22_RSECOCC) et le nombre total de logements (variable P22_LOG) en 2022 des communes de chaque département étudié. Les données sont ensuite agrégées à l'échelle départementale. Source : Recensement de la population 2022, Insee.

Les formes d'hébergement à vocation touristique constituent un second niveau de lecture des dynamiques territoriales, en révélant les modalités d'inscription des territoires dans les logiques d'accueil et de séjour. Le nombre d'hébergements touristiques³⁶ recensés est particulièrement élevé dans l'Hérault (551 hébergements en 2025), territoire littoral fortement intégré aux dynamiques touristiques, mais également significatif dans les espaces de montagne comme les Hautes-Pyrénées (377), où l'offre d'hébergement s'inscrit dans des logiques d'attractivité liées aux aménités naturelles et aux pratiques de séjour. La Lozère, bien que faiblement peuplée, présente également un tissu d'hébergements non négligeable (196), rapporté à sa taille démographique et à sa structure rurale. L'intérêt de ce corpus départemental réside donc dans la possibilité d'observer, au sein d'un même cadre régional, des configurations territoriales différenciées en matière de densité, de marché du logement et d'attractivité touristique, permettant ainsi d'analyser les dynamiques de diffusion des locations de courte durée dans des contextes territoriaux contrastés. Ces indicateurs départementaux ne constituent toutefois qu'un cadre de contextualisation territoriale à l'analyse statistique conduite à l'échelle communale.

1.2.3. Un corpus à dominante rurale : la grille de densité de l'Insee comme clé de structuration du terrain d'étude.

Afin de structurer le sous-échantillon communal et de distinguer les profils territoriaux étudiés, les communes de l'échantillon départemental sont appréhendées à partir de la grille communale de densité de 2025³⁷ produite par l'Insee. Cette classification repose sur la méthodologie DEGURBA développée par Eurostat³⁸ en 2011, adaptée au contexte français par l'Insee en 2020. La méthode consiste à mesurer la densité de population à partir d'un maillage du territoire en carreaux de 1 km², puis à classer les communes selon la concentration de leur population et la continuité du bâti. Dans sa version à trois postes, la grille distingue les communes densément peuplées (« urbain dense » - degré 1), intermédiaires (« urbain intermédiaire » - degré 2) et peu denses, correspondant aux espaces

³⁶ Nombre d'hébergements touristiques. Correspond à la somme des hôtels (variable HT26), terrains de camping (variable CPG26), résidences de tourisme et hébergements assimilés (variable RT26) recensés en 2025 dans les communes du sous-échantillon. Les données sont ensuite agrégées à l'échelle départementale. Source : Insee, partenaires territoriaux.

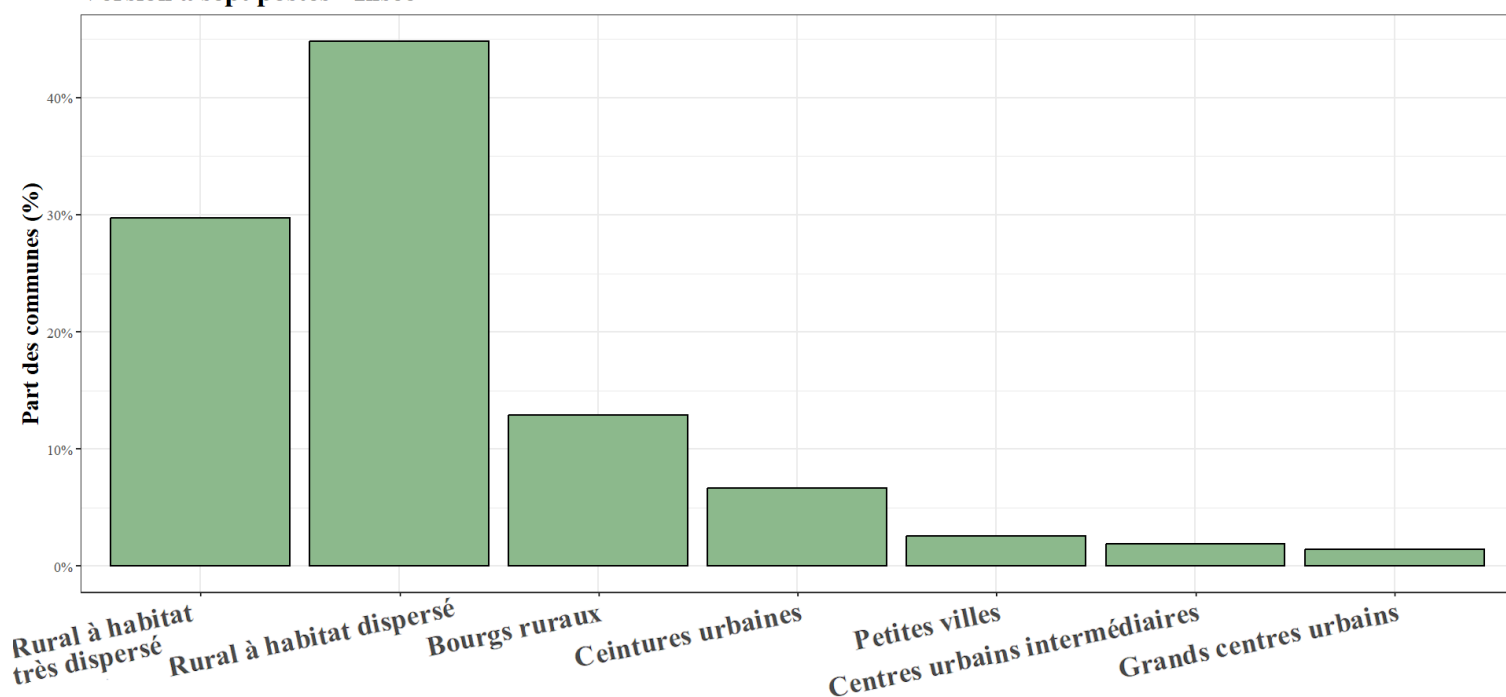
³⁷ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « La grille de densité 2025 ». Mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/information/8571524>

³⁸ European Commission. Statistical Office of the European Union. *Appliquer le degré d'urbanisation: manuel méthodologique destiné à définir les agglomérations, les villes et les zones rurales à des fins de comparaisons internationales : édition 2021*. Publications Office, 2021.

ruraux (« rural » - degré 3). La version détaillée à sept niveaux affine cette lecture en distinguant notamment les « bourgs ruraux » (degré 5), le « rural à habitat dispersé » (degré 6) et le « rural à habitat très dispersé » (degré 7). Cette typologie permet ainsi d'appréhender plus finement la diversité des formes de ruralité présentes au sein du corpus étudié. Cette distinction apparaît particulièrement pertinente dans la mesure où les formes d'implantation des locations de courte durée sont susceptibles de varier selon le niveau de densité des communes, les formes d'habitat, les structures locales du marché du logement et le degré d'intégration touristique ou métropolitaine des territoires.

La répartition des communes du sous échantillon retenu (l'ensemble des 1 548 communes de la Haute-Garonne, de l'Hérault, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère) selon la grille communale de densité met en évidence une forte prédominance des espaces ruraux au sein du corpus, les communes classées comme « rurales » dans la version à trois postes représentant 87,5 % du sous-échantillon. La version détaillée à sept niveaux permet toutefois d'affiner cette lecture (Figure 2).

Figure 2 - Répartition des communes du sous-échantillon selon la grille communale de densité
Version à sept postes - Insee



Source : Grille communale de densité à sept postes, Insee, 2025.

Champ : Ensemble des communes des départements de la Haute-Garonne, des Hautes-Pyrénées, de l'Hérault et de la Lozère (N = 1 548).

Lire ainsi : 29,7 % des communes du sous-échantillon sont classées comme rurales à habitat très dispersé.

Les communes rurales à habitat dispersé constituent ainsi la catégorie la plus représentée du corpus, avec 694 communes (44,8 %), suivies des communes rurales à habitat très dispersé, qui regroupent 460 communes (29,7 %). Les bourgs ruraux représentent quant à eux 200 communes, soit 12,9 % du sous-échantillon. Les espaces urbains intermédiaires demeurent plus minoritaires, avec 103 communes de ceinture urbaine (6,7 %), 40 petites villes (2,6 %) et 29 centres urbains intermédiaires (1,9 %). Enfin, les grands centres urbains représentent seulement 22 communes, soit 1,4 % de l'ensemble étudié. Cette structure confirme l'orientation majoritairement rurale du terrain d'étude et constitue ainsi la principale grille de lecture mobilisée dans l'analyse statistique des annonces Airbnb.

Chapitre 2. Produire un dispositif empirique multi-sources pour objectiver la diffusion des locations de courte durée en milieu rural.

L'espace d'observation de la recherche étant stabilisé par la définition d'une unité d'analyse communale et d'un terrain centré sur les espaces ruraux d'Occitanie, il reste à construire le dispositif empirique permettant de rendre les dynamiques de diffusion des locations de courte durée effectivement observables. Cette construction soulève une difficulté particulière : aucune source ne permet, à elle seule, de saisir simultanément les caractéristiques socio-territoriales des communes, les structures des marchés locaux du logement et la diffusion des offres de location sur les plateformes numériques. L'enjeu n'est donc pas seulement de rassembler des informations disponibles, mais de produire un dispositif de mesure cohérent à partir de matériaux de nature hétérogène. Ce dispositif repose sur un double mouvement : caractériser les contextes territoriaux dans lesquels s'inscrivent les locations de courte durée à partir de sources institutionnelles (2.1), puis rendre observable leur diffusion à l'échelle communale à partir des données récoltées par *web scraping* sur Airbnb (2.2). C'est de l'articulation de ces sources qu'émerge la base communale d'analyse mobilisée dans cette recherche (2.3).

2.1. Construire une grille socio-territoriale des communes à partir des données institutionnelles.

L'analyse des dynamiques territorialisées des locations de courte durée repose sur la mise en relation de deux dimensions centrales des hypothèses de recherche : les caractéristiques socio-économiques, fonctionnelles et touristiques des territoires, d'une part, et les conditions locales du marché du logement, d'autre part. Afin d'objectiver empiriquement ces dimensions, un ensemble de sources statistiques et administratives est mobilisé. Aux côtés de la grille communale de densité de l'Insee (2025), présentée dans le chapitre 1, ce socle de données repose sur la base du dossier complet de l'Insee (2.1.1) ainsi que sur les données FLORES et DVF (2.1.2), articulés dans une perspective intégrée malgré leurs temporalités différenciées (2.1.3).

2.1.1. Le dossier complet de l'Insee : un cadre homogène de description des territoires.

Afin de permettre la comparaison systématique des contextes locaux, les communes étudiées doivent être replacées dans un ensemble de caractéristiques socio-économiques et fonctionnelles. Les données produites par l’Insee constituent alors le principal support de contextualisation des territoires mobilisé dans cette recherche. Leur usage s’inscrit dans une tradition bien établie des recherches quantitatives en sociologie et en géographie qui mobilisent les statistiques publiques comme instrument central de description et de comparaison des territoires. A titre d’exemple, la thèse de Pierre Pistre sur le « renouvellement rural » s’appuie sur les données du recensement de la population afin de « mener des analyses approfondies des transformations démographiques rurales »³⁹ (2012, p. 8). Les bases produites par l’Insee présentent une double spécificité qui justifie leur usage dans ce travail. D’une part, elles couvrent l’ensemble du territoire national selon une nomenclature et une géographie harmonisées, garantissant la comparabilité des unités spatiales étudiées. D’autre part, elles reposent sur des protocoles de production statistique stabilisés, issus d’enquêtes de grande ampleur et de dispositifs administratifs consolidés, assurant la robustesse des indicateurs mobilisés.

Ainsi, le « dossier complet » communal produit par l’Insee⁴⁰ (géographie au 31 décembre 2025) constitue le dispositif statistique central mobilisé dans cette recherche. Il s’agit d’un ensemble de données agrégées à l’échelle communale, rassemblant des indicateurs issus de différentes sources statistiques et administratives couvrant l’ensemble des 34 874 communes françaises. Cette architecture repose sur la consolidation de données produites selon des protocoles hétérogènes, mais harmonisées à une même échelle géographique, permettant de disposer d’un cadre d’analyse homogène des territoires. Ce dispositif rend ainsi possible la mobilisation simultanée d’informations relatives aux principales dimensions de la structuration socio-territoriale : dynamiques démographiques, caractéristiques sociales et économiques des ménages, structure de l’emploi et des revenus, ainsi que niveau d’équipement et d’activité locale. Il constitue à ce titre un support de description statistique particulièrement adapté à une approche comparative des territoires. L’analyse repose sur un sous-ensemble de sources sélectionnées au sein de ce dossier en fonction de leur pertinence au regard des hypothèses de recherche : le recensement de la population 2022, le Fichier localisé social et fiscal (Filosofi, géographie au 01/01/2024), les données sur l’offre

³⁹ Pistre, Pierre. *Renouveaux des campagnes françaises : évolutions démographiques, dynamiques spatiales et recompositions sociales*. Thèse de doctorat en géographie, Université Paris-Diderot - Paris VII, 2012.

⁴⁰ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Base du dossier complet », s.d.
<https://www.insee.fr/fr/statistiques/5359146>

d'hébergements touristiques produites par l'Insee et ses partenaires (géographie au 01/01/2025), ainsi que la base permanente des équipements (BPE, géographie au 01/01/2025).

Le recensement de la population de 2022⁴¹ constitue le socle principal de la description socio-démographique des communes étudiées. Cette opération statistique historique réalisée par la Direction des statistiques démographiques et sociales de l'Insee combine enquête annuelle et rotation des échantillons dans les communes de plus de 10 000 habitants, fournissant un ensemble d'indicateurs comparables à l'échelle nationale. Ces données permettent de documenter la diversité des configurations démographiques et sociales des communes françaises, en rendant compte des formes d'organisation de la population, des structures de ménages et des grandes caractéristiques de la population résidente. Le Fichier localisé social et fiscal⁴² complète cette première source en apportant une dimension socio-économique à la description des territoires. Remplaçant depuis 2012 les dispositifs Revenus Fiscaux Localisés (RFL) et Revenus Disponibles Localisés (RDL), ce fichier repose sur l'exploitation conjointe de données fiscales et de prestations sociales, permettant de produire une information localisée sur les conditions économiques des ménages à l'échelle communale. Pris ensemble, le recensement de la population et Filosofi permettent de disposer d'une première approche structurée des configurations socio-démographiques et socio-économiques des communes étudiées.

La base permanente des équipements (BPE)⁴³, produite par l'Insee, constitue quant à elle une source essentielle pour appréhender les conditions d'accessibilité fonctionnelle des territoires. Se substituant depuis 2007 à l'inventaire communal, elle recense un large ensemble d'équipements et de services accessibles à la population, répartis en différents domaines (services aux particuliers, santé, commerce, éducation, sports-loisirs-culture ou encore tourisme), permettant ainsi de décrire la structuration spatiale de l'offre de services à l'échelle communale, en mettant en évidence les degrés d'équipement des territoires ainsi que leur insertion dans des réseaux de services plus ou moins denses. À ce titre, elle s'inscrit dans une lecture des dynamiques territoriales où les formes d'attractivité ne se réduisent pas aux seules caractéristiques démographiques ou économiques, mais intègrent également la densité

⁴¹ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Documentation complémentaire sur le recensement », Mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/information/2383410>

⁴² Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Revenus localisés sociaux et fiscaux / Filosofi », s.d. <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/source/serie/s1172>

⁴³ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Base permanente des équipements (BPE) », s.d. <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/source/serie/s1161>

de l'offre de services et son rôle dans l'organisation des espaces de vie. Dans une logique complémentaire, les données relatives à l'offre d'hébergements touristiques⁴⁴ produites par l'Insee en partenariat avec les comités régionaux de tourisme permettent d'apporter un éclairage sur les formes d'inscription des territoires dans les dynamiques touristiques. Elles recensent les principales capacités d'accueil touristique à l'échelle communale, notamment les hôtels et les campings, permettant de situer les communes dans des configurations d'attractivité touristique différenciées, allant des espaces fortement intégrés aux circuits de séjour (littoraux, zones de montagne, pôles urbains touristiques) aux territoires faiblement dotés en infrastructures d'accueil.

2.1.2. Saisir les dynamiques économiques et immobilières des territoires à partir des données FLORES et DVF.

Au-delà du socle constitué par la base du dossier complet et la grille communale de densité de l'Insee, le dispositif empirique mobilisé dans cette recherche repose sur deux sources administratives issues de registres de production distincts. Il s'agit, d'une part du Fichier localisé des rémunérations et de l'emploi salarié (FLORES, 2023)⁴⁵ et, d'autre part, des indicateurs immobiliers par commune et par année⁴⁶ construits à partir d'un traitement géolocalisé de la base des Demandes de Valeurs Foncières (DVF). Ces sources sont mobilisées afin de compléter la description des territoires en introduisant des dimensions relatives à la structure de l'emploi salarié et aux dynamiques du marché immobilier résidentiel.

La base de Demandes de Valeurs Foncières⁴⁷ constitue une source administrative issue de l'enregistrement des actes notariés et des informations cadastrales lors des transactions immobilières. Produite et diffusée par la Direction générale des finances publiques (DGFIP)

⁴⁴ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Tourisme en 2026 – Hébergements touristiques – Résultats pour toutes les communes, départements, régions, intercommunalités... », Février 2026. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/zones/8735173?geo=REG-76&debut=0>

⁴⁵ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Fiche - Nombre d'établissements et effectifs salariés en 17 grands secteurs », s.d. https://catalogue-donnees.insee.fr/fr/catalogue/recherche/DS_FLORES_A17.

⁴⁶ Ministère de l'Économie et des Finances. « Jeu de données - Indicateurs Immobiliers par commune et par année (prix et volumes sur la période 2014-2024) ». [data.gouv.fr](https://www.data.gouv.fr/datasets/demandes-de-valeurs-foncieres), Avril 2026. <https://www.data.gouv.fr/datasets/demandes-de-valeurs-foncieres>

⁴⁷ Ministère de l'Économie et des Finances. « Jeu de données - Demandes de valeurs foncières ». [data.gouv.fr](https://www.data.gouv.fr/datasets/demandes-de-valeurs-foncieres), Avril 2026. <https://www.data.gouv.fr/datasets/demandes-de-valeurs-foncieres>

dans un objectif de transparence et de valorisation des données publiques, elle permet de disposer d'une information exhaustive sur les transactions immobilières réalisées sur le territoire national. Ayant pour unité statistique les mutations à titre onéreux portant sur des biens immobiliers, et fournissant des informations relatives à leur localisation, la base a fait l'objet d'un traitement géolocalisé par Boris Mericskay, enseignant chercheur en géomatique à l'Université de Rennes 2, permettant la production de jeux de données annuels sur la période 2014 - 2024. Mobilisé dans cette recherche dans une perspective longitudinale, ce traitement permet de disposer d'indicateurs harmonisés du marché immobilier résidentiel à l'échelle communale, notamment en termes de volumes de transactions, de niveaux de prix et de structure des biens échangés. Ces données rendent ainsi possible la documentation des évolutions des marchés immobiliers résidentiels et des différenciations territoriales des contextes résidentiels à l'échelle des communes.

Le Fichier localisé des rémunérations et de l'emploi salarié introduit quant à lui une dimension relative à la structure de l'emploi salarié et du tissu économique local. Produit par le Département de l'Emploi et des Revenus d'Activité (DERA) et diffusé par l'Insee, ce dispositif statistique repose principalement sur l'exploitation des déclarations sociales nominatives (DSN) transmises par les employeur.euses. Mis en place en 2017 afin de remplacer l'ancienne base CLAP (Connaissance locale de l'appareil productif), FLORES vise à améliorer la mesure de l'emploi salarié et des rémunérations à une échelle territoriale fine. Son unité statistique est le poste salarié occupé dans un établissement localisé sur le lieu de travail. Dans le cadre de cette recherche, les données issues du millésime 2023 ont été agrégées à l'échelle communale afin de produire des indicateurs synthétiques relatifs à la structure de l'emploi salarié local. En décrivant les établissements et les effectifs salariés présents sur le territoire, cette source permet d'objectiver le degré de structuration économique des communes ainsi que leur inscription dans des configurations plus ou moins denses en emplois.

2.1.3. Articulation de données asynchrones.

Les différentes bases institutionnelles et administratives mobilisées - grille communale de densité, recensement de la population, Filosofi, FLORES, base permanente des équipements, données relatives à l'offre d'hébergements touristiques et DVF - reposent sur des processus de production statistique distincts, impliquant des phases de collecte, de

traitement et de validation qui induisent un décalage entre la période d'observation et la date de diffusion des indicateurs. Par conséquent, ces sources ne correspondent pas toutes à une même année de référence : elles s'échelonnent entre 2022 et 2025 pour les millésimes les plus récents, tandis que les données issues de DVF couvrent une période allant de 2014 à 2024. Cette hétérogénéité temporelle ne constitue pas une limite spécifique à ce travail, mais une contrainte structurelle fréquente dans l'exploitation de ce type de données. Ainsi, les données les plus récentes disponibles ont été systématiquement privilégiées, suivant une démarche également adoptée par David Wachsmuth et Alexander Weisler⁴⁸ dans leur analyse du développement d'Airbnb à New York. Cette situation conduit ainsi à appréhender les résultats comme des configurations territoriales relativement stables plutôt que comme une photographie strictement synchronisée des territoires.

2.2. Construire un corpus de données sur les locations de courte durée à partir de Airbnb.

Aux côtés des données institutionnelles mobilisées pour caractériser les territoires, l'analyse repose également sur des informations permettant de saisir l'offre de logements proposée sur les plateformes numériques. En l'absence de sources institutionnelles suffisamment fines pour appréhender cette dimension à l'échelle communale, la recherche repose sur la constitution d'un corpus de données issues de la plateforme Airbnb (**2.2.1**), construit à partir d'un protocole de collecte par *web scraping* (**2.2.2**), dont les conditions de production et les principales limites sont discutées dans une perspective méthodologique et épistémologique (**2.2.3**).

2.2.1. Faire face aux limites des données institutionnelles : le recours au *web scraping*.

L'analyse des dynamiques territoriales des locations de courte durée requiert des informations précises sur la localisation et l'intensité de l'offre de logements proposés sur les plateformes numériques. Or, la disponibilité de telles données à une échelle fine et homogène demeure limitée dans les dispositifs statistiques institutionnels classiques. Des initiatives

⁴⁸ Wachsmuth, David, et Alexander Weisler. « Airbnb and the Rent Gap: Gentrification through the Sharing Economy ». *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 50, n° 6, 2018. p. 1147-1170.

récentes ont néanmoins cherché à combler partiellement ce manque en développant des statistiques publiques dédiées à l'économie des plateformes d'hébergement de courte durée. A ce titre, Eurostat, l'office statistique de l'Union européenne, diffuse plusieurs bases de données expérimentales consacrées aux « hébergements de courte durée proposés par l'intermédiaire des plateformes en ligne d'économie collaborative »⁴⁹. Elles reposent sur des accords de partage de données conclus avec plusieurs plateformes internationales majeures, parmi lesquelles Airbnb, Booking, Tripadvisor ou Expedia Group, et permettent de produire des indicateurs harmonisés relatifs à l'activité des hébergements de courte durée, notamment en termes de nuitées touristiques dans les pays de l'Union Européenne. Elles constituent une avancée importante dans la prise en compte statistique des plateformes numériques, et ont été mobilisées dans certains travaux, comme ceux de l'économiste Philippe Askenazy et de l'administrateur Insee Alexandre Bourgeois sur la prise en compte de l'hébergement *via* des plateformes en ligne au sein des comptes nationaux⁵⁰. Toutefois, ces données présentent plusieurs limites importantes pour une analyse fine des dynamiques territoriales des locations de courte durée. D'une part, leur disponibilité demeure relativement récente : les bases les plus anciennes datent de 2018. D'autre part, leur niveau de désagrégation géographique est relativement agrégé, le plus souvent à l'échelle des régions ou des départements (NUTS 2 et NUTS 3), ce qui ne permet pas d'appréhender les différenciations infra-départementales essentielles à l'analyse des configurations rurales. Ce décalage entre les besoins analytiques de la recherche et les données institutionnelles disponibles conduit ainsi à recourir à une démarche de collecte alternative fondée sur le *web scraping*.

Le *web scraping* correspond à une méthode d'extraction automatisée d'informations accessibles publiquement sur des pages *web*. Dans le cadre des plateformes de location de courte durée, cette procédure permet de collecter de manière systématique les données affichées sur les interfaces numériques afin de constituer une base de données exploitable pour l'analyse. Le *web scraping* permet ainsi d'accéder aux formes de visibilité et d'organisation de l'offre de logements telle qu'elle apparaît sur les plateformes, tout en garantissant une relative homogénéité des observations recueillies à l'échelle des territoires étudiés.

⁴⁹ Eurostat. « Short-stay accommodation offered via collaborative economy platforms by months and residence of the guest - experimental statistics ». Eurostat, 2024. https://doi.org/10.2908/TOUR_CE_OMR.

⁵⁰ Askenazy, Philippe, et Alexandre Bourgeois. « Vers une meilleure prise en compte de l'hébergement *via* des plates-formes en ligne au sein des comptes nationaux ». Insee, 2025.

Parmi les différentes plateformes existantes, le choix a été fait de centrer l'analyse sur Airbnb en raison de sa position dominante sur le marché français des locations de courte durée et de son rôle structurant dans la diffusion de ce type de pratiques. Cette centralité se traduit par une forte concentration de l'offre disponible sur la plateforme, qui constitue aujourd'hui l'un des principaux canaux de mise en relation entre hôte.sse.s et voyageur.euse.s dans le secteur de l'hébergement touristique de courte durée. Cette démarche s'inscrit par ailleurs dans le prolongement de plusieurs travaux ayant mobilisé des données issues d'Airbnb afin d'analyser les formes de territorialisation des locations de courte durée, notamment dans le contexte français, comme les recherches menées par Nicolas Oppenchaim, Marie-Pierre Lefeuvre et Julian Devaux⁵¹. L'exploitation de ces données suppose toutefois la mise en place d'un protocole de collecte et de traitement permettant de constituer un corpus empirique homogène à l'échelle des communes étudiées.

2.2.2. Un protocole de requêtage spatial des données Airbnb au service de l'analyse des locations de courte durée.

Le protocole de collecte de données relatives aux locations de courte durée repose sur une interrogation systématique de la plateforme Airbnb par *web scraping*, à partir de requêtes géolocalisées permettant de couvrir l'ensemble des 1 548 communes étudiées. Les requêtes sont réalisées en langage Python à l'aide de la bibliothèque *pyairbnb*⁵², permettant d'extraire à une date donnée, les annonces disponibles pour une période de séjour donnée dans un périmètre géographique défini. Chaque requête repose sur plusieurs paramètres standardisés : les dates de séjour, les coordonnées géographiques de la zone interrogée, la fourchette de prix retenue, la devise ainsi que la langue d'affichage des résultats. Cette standardisation vise à assurer l'homogénéité des observations recueillies à l'échelle de l'ensemble du corpus.

Dans une phase exploratoire, ce protocole a été appliqué à la commune de Marvejols, en Lozère, classée comme « bourg rural » selon la grille communale de densité à sept niveaux de l'Insee. Les données ont été collectées le 30 avril 2026 pour une période de séjour fixée du 1er au 2 août 2026⁵³. Le choix d'une période de séjour située en haute saison touristique vise

⁵¹ Oppenchaim, Nicolas, Marie-Pierre Lefeuvre, et Julian Devaux. « L'hébergement Airbnb hors des grandes métropoles: Une activité plus ou moins rationalisée entre visée rentière et occupation ». *Réseaux*, n°236, vol. 6, 2022, p. 253-84.

⁵² La bibliothèque *pyairbnb* est développée par John Balvin, expert en *web scraping*, et présentée dans « Pyairbnb: Airbnb scraper in Python. V. 2.2.1 ». Python Package Index. [pyairbnb · PyPI](https://pypi.org/project/pyairbnb/)

⁵³ Cf l'annexe 1 présentant le code python du *scraping* appliqué à la commune de Marvejols.

à observer une offre fortement mobilisée, correspondant au moment où les locations de courte durée occupent une place maximale dans les territoires étudiés. La requête étant effectuée sur une seule nuit constitue également un choix méthodologique, destiné à neutraliser les effets liés à la durée des séjours et aux variations tarifaires associées aux réservations de longue durée. Le périmètre géographique retenu ne se limite pas strictement aux frontières administratives de la commune de Marvejols, mais englobe également les espaces limitrophes afin de limiter les effets de bord susceptibles d'exclure certaines annonces fonctionnellement intégrées à la commune étudiée. Cette requête a permis de collecter les 143 annonces visibles sur la plateforme dans le périmètre retenu pour la nuit considérée, qui ont ensuite fait l'objet d'un travail de nettoyage et d'harmonisation sous le logiciel R. Certaines annonces pouvant apparaître plusieurs fois dans les résultats de recherche, les doublons sont supprimés à partir de l'identifiant unique des annonces (*room_id*). Les annonces effectivement localisées dans la commune de Marvejols sont ensuite isolées afin de constituer une base de données cohérente à l'échelle communale (17 annonces), facilitant le recodage et la construction des variables utilisées dans l'analyse. Si cette expérimentation a permis de valider le fonctionnement général du protocole de collecte, son extension à l'ensemble du corpus étudié nécessite une adaptation du dispositif spatial de requêtage afin de couvrir de manière systématique les 1 548 communes localisées dans les départements de l'Hérault, de la Haute-Garonne, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère.

Le protocole de collecte envisagé pour la poursuite de cette recherche en Master 2 repose sur la construction d'une grille spatiale adaptative⁵⁴ élaborée à partir des contours administratifs officiels des départements étudiés, produits à partir des données de l'IGN et de OpenStreetMap - une base de données géographiques⁵⁵. Pour chaque département, les coordonnées minimales et maximales des polygones administratifs permettent de définir un rectangle englobant, à l'intérieur duquel sont générées des cellules spatiales utilisées comme unités de requête. La taille de ces cellules est ajustée en fonction de la densité attendue de l'offre Airbnb : des cellules plus fines sont utilisées dans les espaces urbains et touristiques denses, tandis que des cellules plus larges sont mobilisées dans les espaces ruraux faiblement dotés en annonces, permettant de limiter le nombre de requêtes nécessaires tout en maintenant une couverture spatiale suffisamment précise. L'usage de cette grille rend alors

⁵⁴ Cf l'annexe 2 pour la méthodologie de la construction de la grille spatiale adaptative et l'annexe 3 pour sa représentation visuelle.

⁵⁵ [data.gouv.fr](https://www.data.gouv.fr). « Jeu de données - Contours administratifs ». s.d.
<https://www.data.gouv.fr/datasets/contours-administratifs>

possible une exploration systématique de territoires tout en structurant le processus de collecte de manière reproductible, automatisable et traçable. En ce sens, elle constitue un outil central de passage d'une logique administrative (communes) à une logique de données (unités spatiales de requêtage), indispensable pour l'analyse fine et comparative de la distribution de l'offre Airbnb à grande échelle.

Une fois la grille construite, le processus de collecte est automatisé par l'envoi successif de requêtes pour chacune des cellules spatiales. Les paramètres de recherche sont maintenus constants pour l'ensemble du territoire : les prix des logements sont fixés dans une fourchette large comprise entre 0 et 10 000 euros par nuit, les résultats sont collectés en français et les requêtes reposent toutes sur une même date de séjour de référence. Le protocole prévoit ainsi la réalisation d'une collecte synchronisée en octobre 2026 pour une date de séjour fictive fixée du 1er au 2 août 2027, selon une logique identique à celle retenue pour la commune de Marvejols. Le choix d'une collecte unique, sans répétition mensuelle ou hebdomadaire, répond à un impératif de comparabilité scientifique, en évitant les variations liées aux transformations des annonces visibles sur Airbnb, et en figeant un état cohérent de l'offre à l'échelle de l'ensemble du territoire étudié. Par ailleurs, la réalisation du *scraping* à l'automne 2026 permet de disposer d'un temps suffisant pour les étapes ultérieures de nettoyage des données, de construction des indicateurs, d'analyse statistique et de rédaction du mémoire. À l'issue de la collecte, l'ensemble des données récoltées pour chaque cellule spatiale sera concaténé afin de constituer une base unique. Les données seront ensuite traitées selon le même protocole que celui appliqué à Marvejols : suppression des doublons, harmonisation des informations, recodage des variables puis agrégation des données à l'échelle communale. La base finale permettra ainsi de disposer d'un corpus homogène de données relatives aux locations de courte durée Airbnb pour l'ensemble des communes étudiées.

2.2.3. Conditions de production et limites des données de plateforme.

Le recours au *web scraping* comme méthode de constitution du corpus de données s'inscrit dans un ensemble de contraintes légales, techniques, méthodologiques et épistémologiques propres aux données issues des plateformes numériques, qui doivent être explicitées afin de préciser les conditions de validité des résultats produits. Le *web scraping* s'inscrit dans un cadre juridique encadré par le Règlement Général sur la Protection des

Données (RGPD) ainsi que par les recommandations de la Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés (CNIL). La CNIL⁵⁶ rappelle que le recours au *scraping* des données accessibles en ligne doit reposer sur une base légale appropriée, généralement celle de l'intérêt légitime, et être accompagné de garanties visant à limiter l'atteinte aux droits et libertés des personnes concernées. Dans le cadre de ce travail, la collecte se limite exclusivement à des données accessibles librement et respecte un principe de minimisation de ces dernières en ne retenant que les informations strictement nécessaires à l'analyse de l'offre de logements. Aucune donnée personnelle - relevant par exemple de l'identité des hôte.sse.s - n'est collectée et les données sont utilisées à des fins de recherche académique et d'analyse statistique uniquement.

Par ailleurs, si les données collectées par *web scraping* constituent une photographie ponctuelle de l'offre disponible à la date de l'extraction et pour une période de séjour donnée, elles ne permettent pas de saisir l'instabilité inhérente aux plateformes de location de courte durée, marquée par l'apparition et la disparition d'annonces, les variations de prix et les modifications des calendriers de disponibilité. L'analyse porte ainsi sur l'offre affichée plutôt que sur les flux touristiques effectifs, ce qui est toutefois cohérent avec l'objectif de ce mémoire centré sur la structuration spatiale de l'offre. Les données récoltées ne correspondent pas non plus à un recensement exhaustif des logements présents sur la plateforme à la date de l'extraction, mais à une reconstruction partielle de l'offre effectivement visible au moment de la requête. Cette visibilité est médiée par des mécanismes algorithmiques de classement, des logiques de pertinence commerciale et des effets de saturation locale limitant le nombre d'annonces retournées. Certaines annonces peuvent donc ne pas apparaître dans les résultats sans pour autant être absentes de la plateforme. Cette limite demeure difficile à quantifier, dans la mesure où Airbnb ne fournit pas d'accès à une base de données permettant de comparer l'ensemble des annonces existantes à celles effectivement visibles *via* l'interface. Le *scraping* produit ainsi une connaissance conditionnée par l'architecture technique et algorithmique de la plateforme, plutôt que par un accès direct à l'intégralité de ses données internes.

Finalement, les variables extraites via le *scraping* correspondent à des catégories construites dans un cadre commercial et algorithmique propre à la plateforme. Le caractère

⁵⁶ Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés. « La base légale de l'intérêt légitime : fiche focus sur les mesures à prendre en cas de collecte des données par moissonnage (web scraping) », 2025. <https://www.cnil.fr/fr/focus-interet-legitime-collecte-par-moissonnage>.

construit de ces données invite alors à déplacer l'analyse de leur usage descriptif vers l'examen de leurs conditions de production. Comme le souligne Alain Desrosières⁵⁷, « [les données] ne sont pas “données” (*data are not given*), mais résultent d'un processus social démultiplié et coûteux, dont les composantes, cognitives et économiques, font partie intégrante de la société globale complexe qu'elles sont supposées décrire » (2008, p. 14). Dès lors, les données mobilisées ne constituent pas un reflet neutre des réalités territoriales observées, mais une représentation déjà structurée par les logiques de catégorisation de la plateforme; elles sont indissociables des dispositifs techniques et économiques qui les produisent.

2.3. Construire une base communale d'analyse à partir de données hétérogènes.

La constitution du matériau empirique ne s'achève pas avec la collecte des données institutionnelles et des données issues de la plateforme Airbnb : leur hétérogénéité en termes de formats, de granularité et de modes de production nécessite un ensemble d'opérations de transformation et d'harmonisation afin de les rendre comparables. La construction de la base d'analyse communale unifiée (2.3.2) repose ainsi sur la production de variables issues des données récoltées par *web scraping* (2.3.1) et sur le traitement différencié des données manquantes et des contraintes de diffusion statistique (2.3.3).

2.3.1. Du corpus brut aux variables analytiques : exploitation des données Airbnb issues du *web scraping*.

À la différence des sources institutionnelles mobilisées, dont les variables sont déjà produites et standardisées selon des protocoles statistiques stabilisés, les données brutes issues du *scraping* de l'interface numérique ne constituent pas directement des objets analytiques structurés : elles doivent être reconstruites afin d'être rendues exploitables dans une démarche quantitative⁵⁸. Ce premier niveau de traitement correspond à une opération d'objectivation de l'offre de locations de courte durée à l'échelle la plus fine de l'analyse,

⁵⁷ Desrosières, Alain. « Chapitre 1. Les mots et les nombres : pour une sociologie de l'argument statistique ». *Gouverner par les nombres : L'argument statistique II*. Sciences sociales. Presses des Mines, 2008.

⁵⁸ Cf l'annexe 4 présentant le code de construction de l'ensemble de ces variables et des indicateurs agrégés à l'échelle communale à partir des données récoltées par le protocole de *web scraping* appliqué à la commune de Marvejols.

celle de l'annonce individuelle. Il constitue le socle à partir duquel pourra être engagée, dans un second temps, l'agrégation des données à l'échelle communale.

Dans un premier temps, les données extraites de la plateforme ont été harmonisées afin de constituer une base exploitable. Plusieurs variables fondamentales ont été renommées et standardisées, notamment l'identifiant unique des annonces (*identifiant*), les coordonnées géographiques (*latitude* et *longitude*), ainsi que le prix par nuitée (*prix_nuit*). Elles constituent le socle minimal de caractérisation des annonces et permettent leur localisation et leur identification dans l'espace d'analyse. Dans un second temps, un travail de structuration a consisté à exploiter les informations textuelles associées aux annonces afin de construire des variables relatives aux caractéristiques des logements. Une variable de capacité d'accueil (*capacite*) a ainsi été élaborée en exploitant les champs descriptifs des annonces⁵⁹, en identifiant automatiquement les occurrences du terme « lit » et en extrayant la valeur numérique correspondante. Le nombre de lits est ici retenu comme *proxy* de la capacité matérielle effective d'hébergement, permettant de disposer d'un indicateur homogène à l'échelle de l'ensemble du corpus. Au-delà de cette dimension capacitaire, un travail de typologisation des annonces a été engagé afin de rendre compte des différentes formes d'inscription des biens dans l'offre de location de courte durée. Les intitulés des annonces (*name*) et les types de bâti renseignés par les hôtes (*title*) ont permis de construire une variable intermédiaire de typologie du bâti (*type_bati*). L'analyse des modalités issues du tri-à-plat de cette variable a ensuite permis l'élaboration de deux variables analytiques distinctes (Cf Annexe 5). La première, *type_propriete*, distingue les appartements, les maisons, les hébergements touristiques structurés (hôtels, maisons et chambres d'hôtes, logements de vacances) ainsi que différentes formes d'hébergements atypiques telles que les cabanes, yourtes ou *tiny houses*. Cette typologie différencie alors les usages résidentiels classiques du parc immobilier des formes d'hébergement plus directement inscrites dans des logiques touristiques ou atypiques, susceptibles de traduire des processus de spécialisation ou de transformation de l'offre locale. La seconde, *type_logement*, distingue les chambres privées - regroupant notamment les modalités « chambre », « maison d'hôtes » et « hôtel » - des logements entiers. Cette différenciation constitue un enjeu analytique important dans la mesure où elle renvoie à des niveaux différents d'appropriation du logement et à des modalités différenciées d'intégration au marché résidentiel local.

⁵⁹ Construction de la variable de capacité d'accueil des annonces (*capacite*) à partir des champs descriptifs scrappés : *structuredContent.mapPrimaryLine* et *structuredContent.primaryLine*.

L'ensemble de ces opérations permet de produire un jeu de variables harmonisées à l'échelle des annonces Airbnb. Ces variables constituent toutefois un niveau intermédiaire d'analyse : elles ne prennent leur sens statistique et analytique qu'au moment de leur agrégation à l'échelle communale, étape qui permet le passage d'une observation individuelle de l'offre à une lecture territoriale structurée.

2.3.2. Vers une base communale unifiée pour l'analyse territoriale.

La construction de la base de données finale constitue une étape centrale du dispositif méthodologique, dans la mesure où elle assure le passage d'une diversité de sources hétérogènes vers une unité d'analyse commune : la commune. Afin d'assurer ce passage du niveau micro (annonces Airbnb) au niveau méso (commune), les variables issues du *web scraping* font l'objet d'une agrégation systématique à l'échelle communale, permettant de produire des indicateurs comparables aux données issues des sources institutionnelles, elles-mêmes déjà disponibles à ce niveau géographique. L'ensemble des bases reposant désormais sur la même unité statistique, la base finale est construite par un processus de jointure entre les différentes sources, reposant sur un identifiant commun, le code officiel géographique de l'Insee (*CODGEO*), systématiquement harmonisé entre les bases institutionnelles. Les données issues du *scraping* de Airbnb ne disposant pas d'identifiant administratif standardisé, l'appariement a été réalisé à partir du nom des communes (*LIBGEO*), en s'appuyant sur la correspondance établie avec la grille communale de densité.

La base finale, intitulée "bcf", regroupe ainsi 1 548 observations correspondant aux communes étudiées, et 136 variables (Cf annexe 6). Elle constitue le socle statistique de l'analyse empirique, en permettant la description simultanée des dimensions démographiques, socio-économiques, résidentielles, immobilières, touristiques et numériques des territoires étudiés. Elle rend ainsi possible l'analyse des déterminants territoriaux de la diffusion des locations de courte durée ainsi que de leurs effets sur les marchés résidentiels locaux. Par ailleurs, le protocole de *web scraping* n'ayant été déployé que pour une première phase exploratoire, les données Airbnb, et par conséquent l'ensemble des variables de la base finale, ne sont pour l'instant disponibles que pour la commune de Marvejols.

2.3.3. Traitement différencié des données manquantes et contraintes de diffusion statistique.

La construction de la base d'analyse communale s'accompagne d'un traitement spécifique des données manquantes. Ces absences d'information ne renvoient pas à un phénomène homogène, mais à des situations différenciées selon l'origine des données, leur mode de production et les règles de confidentialité associées. Leur prise en compte constitue un enjeu méthodologique central, dans la mesure où elle conditionne à la fois la robustesse des indicateurs produits et leur comparabilité entre communes.

Dans le cas des données issues du *web scraping* de la plateforme Airbnb, les valeurs manquantes proviennent de l'absence d'information dans les champs textuels des annonces (par exemple l'absence de mention explicite du nombre de lits), et de l'existence de modalités trop génériques pour permettre un recodage fiable. C'est notamment le cas de la modalité « Hébergement » de la variable intermédiaire *type_bati*, qui semble correspondre à une catégorie par défaut lorsque le type de bien n'est pas précisé par l'hôte. Lorsque cela est possible, cette absence d'information est partiellement compensée par l'exploitation des intitulés d'annonces contenus dans la variable *name*, mais les observations non interprétables sont conservées en tant que valeurs manquantes. Lors des opérations d'agrégation à l'échelle communale, ces valeurs sont traitées de manière différenciée selon les indicateurs construits. Pour les variables quantitatives (capacités, prix), elles sont exclues des calculs de moyennes, médianes et écarts-types, tandis que pour les indicateurs de structure reposant sur des proportions, elles sont conservées dans le dénominateur afin de maintenir une mesure rapportée à l'ensemble des observations disponibles au sein de chaque commune.

Les données issues des bases DVF relèvent d'une autre logique de traitement : l'absence de transactions immobilières dans une commune ne correspond pas à une absence de donnée, mais à une absence d'événement observé sur la période considérée. Afin d'éviter toute interprétation erronée, les communes caractérisées par un nombre nul de mutations ont été maintenues dans la base, tout en considérant que les indicateurs relatifs aux prix moyens, aux prix au mètre carré ou à la surface moyenne ne sont pas interprétables dans ces situations. Ces variables sont ainsi converties en valeurs manquantes, de manière à distinguer clairement les territoires sans marché observé des territoires pour lesquels les données de marché sont effectivement disponibles.

Enfin, les données issues du fichier Filosofi - contenues dans la base du dossier complet - sont soumises aux règles du secret statistique, appliquées par l'Insee et la DGFIP. Ces contraintes conduisent à la non-diffusion de certains indicateurs relatifs aux ménages fiscaux (*NBMENFISC2I*⁶⁰ et *NBPERSMENFISC2I*⁶¹), ainsi qu'aux revenus et niveaux de vie (*MED2I*⁶², *PIMP2I*⁶³, *TP602I*⁶⁴ et *RD2I*⁶⁵), lorsque les seuils minimaux de robustesse statistique et de confidentialité ne sont pas atteints. Dans ces situations, les valeurs sont remplacées par des marqueurs de non-disponibilité (notés « s »), ensuite recodés en valeurs manquantes dans la base d'analyse afin de garantir la cohérence des traitements statistiques. Ces absences d'information ne sont toutefois pas distribuées aléatoirement, mais concernent principalement les communes les moins peuplées ou les moins dotées en emplois. Elles sont ainsi susceptibles d'introduire un biais de sélection dans certaines analyses, en réduisant la représentativité statistique des espaces ruraux les plus fragiles. Afin de limiter cet effet, les traitements sont systématiquement réalisés en tenant compte des effectifs renseignés pour chaque variable, et les calculs de taux ou de proportions sont ajustés lorsque les populations de référence disponibles diffèrent selon les indicateurs. Cette démarche permet de préserver la comparabilité des résultats tout en respectant les contraintes méthodologiques inhérentes à l'utilisation de données administratives soumises au secret statistique.

En distinguant les différents régimes de données manquantes, il devient possible de sécuriser l'interprétation des variables mobilisées tout en conservant l'intégralité du maillage territorial, condition indispensable à une analyse comparative des dynamiques de diffusion des locations de courte durée et de leurs relations aux structures locales. Cette base harmonisée constitue ainsi le socle de l'analyse des relations entre diffusion des locations de courte durée et structures locales du logement.

⁶⁰ Nombre de ménages fiscaux, variable issue du Fichier Filosofi puis intégrée à la base finale.

⁶¹ Nombre de personnes dans les ménages fiscaux, variable issue du Fichier Filosofi puis intégrée à la base finale.

⁶² Médiane du niveau de vie, variable issue du Fichier Filosofi puis intégrée à la base finale.

⁶³ Part des ménages fiscaux imposés, variable issue du Fichier Filosofi puis intégrée à la base finale.

⁶⁴ Taux de pauvreté - Ensemble, variable issue du Fichier Filosofi puis intégrée à la base finale.

⁶⁵ Rapport interdécile 9^e décile / 1^{er} décile, variable issue du Fichier Filosofi puis intégrée à la base finale.

Chapitre 3. Configurations territoriales des locations de courte durée et des structures du logement : une analyse empirique.

L'exploitation empirique des données issues du dispositif méthodologique construit repose sur le passage d'une base de données communale unifiée à une lecture structurée des configurations territoriales des locations de courte durée. À partir d'un ensemble de données institutionnelles et issues du *scraping* de la plateforme Airbnb, il s'agit d'examiner les conditions de diffusion de ces locations et leurs relations aux structures démographiques, socio-économiques, résidentielles et immobilières des territoires. Cette démarche repose sur la construction et la mobilisation d'indicateurs rendant comparables des configurations locales hétérogènes en articulant mesure de la présence de la plateforme et caractérisation des contextes territoriaux dans lesquels elle s'insère (3.1). L'analyse exploratoire menée à l'échelle de la commune de Marvejols, mobilisée comme cas d'étude, permet alors de mettre en perspective les configurations mises en évidence à partir des indicateurs à travers une situation territoriale singulière. Il s'agit ainsi d'éclairer, à partir d'un cas concret, les modalités d'inscription des locations de courte durée dans le système résidentiel local et d'interroger les formes de recomposition qu'elles y produisent (3.2).

3.1. Indicateurs de la diffusion des locations de courte durée et des structures socio-territoriales des communes.

Le passage de la base de données finale à l'analyse empirique repose sur la construction et la mobilisation d'indicateurs territoriaux, conçus comme des instruments d'analyse directement articulés aux hypothèses de recherche. Ils visent ainsi à opérationnaliser deux dimensions analytiques centrales : la caractérisation de l'intensité et des formes d'inscription territoriale des locations de courte durée (3.1.1), et les structures résidentielles et des dynamiques des marchés du logement à l'échelle communale (3.1.2).

3.1.1. Mesurer l'intensité et les formes d'inscription territoriale des locations de courte durée.

Afin de caractériser l'intensité de présence des locations de courte durée dans les communes étudiées, ainsi que leurs modalités d'inscription dans les structures territoriales

locales, un premier ensemble d'indicateurs est mobilisé. Il vise à analyser les logiques de distribution spatiale et de différenciation territoriale de l'offre Airbnb au regard des caractéristiques démographiques, socio-économiques et fonctionnelles des communes. Il contribue ainsi à opérationnaliser la première hypothèse de recherche, selon laquelle la diffusion des locations de courte durée dans les espaces ruraux s'inscrit dans une structuration territoriale hiérarchisée, dépendante des niveaux d'attractivité résidentielle, touristique et fonctionnelle.

L'intensité brute de diffusion de l'offre Airbnb, première approximation de son degré d'implantation locale, est d'abord appréhendée à partir du nombre total d'annonces recensées dans chaque commune (*nb_annonces*⁶⁶). Toutefois, dans la mesure où les communes présentent des tailles très variables en termes de population, de superficie et de parc de logements, cet indicateur ne permet pas à lui seul de comparer les situations territoriales. Ainsi, la densité d'annonces rapportée à la population municipale (*dens_airbnb_pop*⁶⁷) permet d'évaluer le poids de la plateforme par habitant.e, constituant un indicateur de pression potentielle sur les usages résidentiels à l'échelle locale. D'autre part, la densité rapportée au parc total de logements (*dens_airbnb_log*⁶⁸) contribue à évaluer la part du parc immobilier mobilisée par la location de courte durée. Enfin, la prise en compte de la superficie communale (*dens_airbnb_km2*⁶⁹) permet d'intégrer une dimension spatiale, particulièrement structurante dans les espaces ruraux caractérisés par de faibles densités et une forte dispersion de l'habitat.

La structure interne de l'offre constitue alors un second niveau d'analyse en tant qu'elle permet de qualifier les formes d'inscription d'Airbnb dans les territoires. À partir des variables construites au niveau des annonces Airbnb, plusieurs indicateurs de composition sont élaborés. La part des logements entiers (*part_logement_entier*⁷⁰) et la part des chambres privées (*part_chambre*⁷¹) dans l'offre Airbnb communale, construites à partir de la variable

⁶⁶ *nb_annonces*, nombre total d'annonces Airbnb recensées dans chaque commune. Indicateur construit par agrégation des identifiants uniques des annonces issues du *web scraping*.

⁶⁷ *dens_airbnb_pop*, calculée à partir du nombre d'annonces Airbnb (*nb_annonces*) rapporté à la population municipale en 2022 (*PMUN22*). Exprimé pour 1000 habitant.e.s.

⁶⁸ *dens_airbnb_log*, calculée à partir du nombre d'annonces Airbnb (*nb_annonces*) rapporté au parc total de logements (*P22_LOG*). Exprimé en pourcentage du parc immobilier.

⁶⁹ *dens_airbnb_km2*, calculée à partir du nombre d'annonces Airbnb (*nb_annonces*) rapporté à la superficie communale (*SUPERF*). Exprime l'intensité spatiale de la présence Airbnb (annonces / km²).

⁷⁰ *part_logement_entier*, calculée comme le rapport entre le nombre d'annonces de type « Logement entier » (*type_logement*) et le nombre total d'annonces Airbnb observées dans la commune (*nb_annonces*).

⁷¹ *part_chambre*, calculée comme le rapport entre le nombre d'annonces de type « Chambre » (*type_logement*) et le nombre total d'annonces Airbnb observées dans la commune (*nb_annonces*).

type_logement, permettent de distinguer les formes d'usage du logement selon leur degré d'appropriation, entre occupation exclusive et cohabitation avec l'hôte. De même, les indicateurs *part_appartement*⁷², *part_maison*⁷³, *part_hebergement_touristique_structure*⁷⁴ et *part_hebergement_atypique*⁷⁵, issus de la variable *type_propriete*, permettent d'identifier les formes de mobilisation du parc immobilier local par la plateforme, en distinguant les usages résidentiels classiques des formes plus directement intégrées à une logique touristique ou alternative. Ces indicateurs renseignent ainsi sur le degré de spécialisation de l'offre et sur les transformations potentielles des usages du logement induites par la plateforme.

La dimension fonctionnelle de l'offre est ensuite appréhendée à travers la capacité d'hébergement des annonces. À partir de la variable *capacite*, estimant le nombre de lits disponibles par annonce, deux indicateurs sont construits. La capacité totale d'accueil des annonces dans chaque commune (*cap_tot*), obtenue par agrégation à l'échelle communale, permet d'évaluer le volume global d'hébergement disponible sur la plateforme dans chaque territoire. La capacité moyenne par annonce (*cap_moy*) permet quant à elle de distinguer les configurations locales de l'offre, en mettant en évidence des structures plus ou moins intensives en capacité. Ces indicateurs permettent de dépasser une lecture fondée uniquement sur le nombre d'annonces en intégrant la dimension effective de mise à disposition du parc de logements.

Des indicateurs tarifaires sont également construits à partir des prix par nuitée (*prix_nuit*), afin d'appréhender les logiques de valorisation économique des logements proposés sur la plateforme. Le prix moyen (*prix_moy_nuit*) permet d'identifier le niveau général de tarification des communes, tandis que le prix médian (*prix_med_nuit*) fournit une mesure plus robuste de la centralité des prix, moins sensible aux valeurs extrêmes. L'écart-type des prix (*prix_sd_nuit*) permet enfin de saisir l'hétérogénéité interne de l'offre tarifaire. L'intégration de cette dimension économique contribue ainsi à appréhender les différenciations territoriales des niveaux d'attractivité et les stratégies de valorisation du logement.

⁷² *part_appartement*, calculée comme le rapport entre le nombre d'annonces de type « Appartement » (*type_propriete*) et le nombre total d'annonces Airbnb observées dans la commune (*nb_annonces*).

⁷³ *part_maison*, calculée comme le rapport entre le nombre d'annonces de type « Maison » (*type_propriete*) et le nombre total d'annonces Airbnb observées dans la commune (*nb_annonces*).

⁷⁴ *part_hebergement_touristique_structure*, calculée comme le rapport entre le nombre d'annonces de type « Hébergement touristique structuré » (*type_propriete*) et le nombre total d'annonces Airbnb observées dans la commune (*nb_annonces*).

⁷⁵ *part_hebergement_atypique*, calculée comme le rapport entre le nombre d'annonces de type « Hébergement atypique » (*type_propriete*) et le nombre total d'annonces Airbnb observées dans la commune (*nb_annonces*).

L'ensemble de ces indicateurs est complété par des variables de contextualisation visant à replacer la diffusion d'Airbnb dans les structures territoriales existantes. Les niveaux de vie sont appréhendés à partir des données Filosofi, notamment la médiane du niveau de vie (*MED21*), la part des ménages imposés (*PIMP21*), le taux de pauvreté (*TP6021*) et le rapport interdécile (*RD21*), qui caractérisent les inégalités socio-économiques entre communes. La dimension démographique est intégrée à travers les indicateurs de densité (*DENS*, *DENS7*) et la distribution de la population selon les gradients de densité (*P1* à *P3*), issus de la grille communale de densité, et la population municipale issue du recensement de la population de 2022 (*PMUN22*), permettant de situer les territoires dans une hiérarchie de ruralité et d'urbanité. Enfin, la structure économique et fonctionnelle des communes est documentée à partir des données de la Base Permanente des Équipements et de FLORES, notamment l'effectif total de salariés (*ETPTOT23*), le nombre d'établissements (*ETTOT23*), la structure sectorielle de l'emploi, ainsi que les équipements touristiques (hôtels⁷⁶, campings⁷⁷, résidences de tourisme et hébergements assimilés⁷⁸). Ces variables appréhendent le niveau d'attractivité fonctionnelle des territoires et leur inscription dans les dynamiques touristiques. Une attention particulière est portée au secteur de l'hébergement-restauration (*IZ*), qui constitue un indicateur direct de spécialisation touristique, mais également aux secteurs du commerce, des services et de l'agriculture, qui permettent de qualifier les profils économiques dominants des communes. La présence d'un tissu économique orienté vers le tourisme ou les services peut en effet constituer un facteur structurant de la diffusion des plateformes, en renforçant l'attractivité des territoires pour les usages touristiques du logement.

3.1.2. Structures résidentielles et dynamiques des marchés du logement face aux locations de courte durée.

Un second ensemble d'indicateurs vise à caractériser les configurations résidentielles et immobilières dans lesquelles s'inscrivent les locations de courte durée. Il s'agit d'analyser la structure du parc de logements, les formes d'occupation résidentielle ainsi que les

⁷⁶ *HTCH26*, Nombre de chambres dans les hôtels au 1er janvier 2025. Chiffres produits par l'Insee et ses partenaires territoriaux.

⁷⁷ *CPG26*, Nombre de terrains de camping au 1er janvier 2025. Chiffres produits par l'Insee et ses partenaires territoriaux.

⁷⁸ *RTUH26*, Nombre total d'unités d'hébergement dans les résidences de tourisme et hébergements assimilés au 1er janvier 2025. Chiffres produits par l'Insee et ses partenaires territoriaux.

dynamiques des marchés immobiliers afin d'identifier les contextes territoriaux associés à une présence plus ou moins importante de la plateforme. Cet ensemble d'indicateurs constitue ainsi l'opérationnalisation de la seconde hypothèse de recherche, selon laquelle les communes rurales les plus investies par les locations de courte durée présentent des configurations résidentielles et immobilières spécifiques, susceptibles de révéler des formes différenciées de concurrence entre usages résidentiels et touristiques du logement.

La structure et la disponibilité du parc de logements constituent le premier niveau d'analyse. Elles sont appréhendées à partir des données issues du recensement de la population de 2022, permettant la construction de plusieurs indicateurs de description de la composition résidentielle des communes : part des résidences principales (*part_res_princ*⁷⁹), des résidences secondaires et logements occasionnels (*part_res_sec*⁸⁰) et des logements vacants (*part_log_vac*⁸¹). Ces derniers permettent ainsi de distinguer des configurations territoriales contrastées, allant des espaces fortement résidentiels aux territoires marqués par une forte saisonnalité ou une sous-utilisation du parc immobilier. La structure d'occupation des logements constitue un second niveau d'analyse permettant d'évaluer le degré de vulnérabilité des territoires aux transformations du marché résidentiel. Les variables relatives aux statuts d'occupation des résidences principales, notamment la part de propriétaires occupants (*part_prop*⁸²), la part de locataires (*part_loc*⁸³) et la part de logements sociaux (*part_hlm*⁸⁴), permettent d'évaluer le degré de dépendance des communes au marché locatif privé. Cette dimension est essentielle dans la mesure où une forte proportion de locataires permet d'identifier des territoires davantage dépendants du parc locatif résidentiel, et constitue ainsi un élément utile pour analyser les configurations dans lesquelles les usages résidentiels et touristiques du logement peuvent entrer en concurrence. Les dynamiques des marchés immobiliers sont ensuite appréhendées à partir des données issues des transactions immobilières (DVF). Le volume des mutations (*Nb_mutations*), la structure des ventes entre

⁷⁹ *part_res_princ*, part des résidences principales dans le parc total de logements, calculée comme le rapport entre le nombre de résidences principales (*P22_RP*) et le nombre total de logements (*P22_LOG*).

⁸⁰ *part_res_sec*, part des résidences secondaires et logements occasionnels dans le parc total de logements, calculée comme le rapport entre le nombre de résidences secondaires et logements occasionnels (*P22_RSECOCC*) et le nombre total de logements (*P22_LOG*).

⁸¹ *part_log_vac*, part des logements vacants dans le parc total de logements, calculée comme le rapport entre le nombre de logements vacants (*P22_LOGVAC*) et le nombre total de logements (*P22_LOG*).

⁸² *part_prop*, part des résidences principales occupées par des propriétaires, calculée comme le rapport entre le nombre de résidences principales occupées par des propriétaires (*P22_RP_PROP*) et le total des résidences principales (*P22_RP*).

⁸³ *part_loc*, part des résidences principales occupées par des locataires, calculée comme le rapport entre le nombre de logements locatifs (*P22_RP_LOC*) et le total des résidences principales (*P22_RP*).

⁸⁴ *part_hlm*, part des logements sociaux (HLM) parmi les résidences principales, calculée comme le rapport entre le nombre de logements HLM (*P22_RP_LOCHLMV*) et le total des résidences principales (*P22_RP*).

maisons et appartements (*NbMaisons*, *NbApparts*, *propmaison*, *propappartement*), ainsi que les niveaux de prix (*Prixm2Moyen*) permettent d'approcher le degré de tension, de valorisation et de fluidité des marchés locaux du logement, dimensions centrales pour caractériser les contextes résidentiels dans lesquels les locations de courte durée se développent et pour apprécier les formes de concurrence potentielles entre usages résidentiels et touristiques du parc immobilier. Une perspective temporelle est également intégrée à l'analyse à travers la série des prix moyens au mètre carré (*PM2_2014* à *PM2_2023*), permettant de reconstruire les trajectoires d'évolution des marchés immobiliers sur une période longue.

3.2. Marvejols comme cas d'étude de l'insertion des locations de courte durée dans les espaces ruraux.

Afin d'illustrer la portée analytique des indicateurs présentés précédemment, une analyse exploratoire est menée à l'échelle de la commune de Marvejols. Ce cas d'étude permet d'examiner la manière dont les locations de courte durée s'insèrent dans un espace rural de centralité locale et d'identifier les principales configurations résidentielles, immobilières et touristiques associées à leur présence. Marvejols est ainsi étudiée à partir de ses caractéristiques socio-territoriales (3.2.1), puis au regard de la place qu'y occupent les locations de courte durée dans le système résidentiel local (3.2.2). Les apports et les limites de cette exploration sont enfin discutés afin de dégager les perspectives d'analyse ouvertes par l'exploitation du corpus communal constitué (3.2.3).

3.2.1. Marvejols, un bourg rural de centralité locale aux fragilités résidentielles.

Située dans le département de la Lozère (Cf annexe 7), Marvejols constitue un cas de « bourg rural »⁸⁵ structurant dans les espaces de faible densité du Massif central. Dans la grille communale de densité à sept niveaux élaborée par l'Insee, les « bourgs ruraux » correspondent au niveau le plus dense des communes rurales, caractérisé par une concentration relative de population et d'activités à l'échelle locale. Marvejols occupe ainsi une position intermédiaire dans l'organisation territoriale locale, entre faible densité rurale et

⁸⁵ « Bourgs ruraux », modalité issue de la variable *LIBDENS7* correspondant au libellé d'un degré 5 de densité dans la grille communale de densité à 7 postes.

fonction de centralité. Cette structuration se lit d'abord dans son inscription institutionnelle et fonctionnelle : la commune est chef-lieu de canton et appartient à une unité urbaine, une aire d'attraction et un bassin de vie portant son nom⁸⁶. Malgré un contexte général de faibles densités démographiques caractéristiques des espaces ruraux de Lozère (19,1 habitant.e.s par km²⁸⁷), Marvejols se distingue par une densité relativement élevée, avec 4 752 habitant.e.s⁸⁸ pour 12,45 km²⁸⁹, soit 382 habitant.e.s par km² (Tableau 3). Cette position en fait un terrain particulièrement pertinent pour analyser les recompositions contemporaines des espaces ruraux structurés, notamment dans leurs dimensions résidentielles et socio-économiques.

La structure de centralité de Marvejols se retrouve dans sa composition socio-démographique. Le profil d'âge met en évidence un vieillissement de la population, avec 36,8 % de personnes âgées de 60 ans et plus⁹⁰, contre 27,1 % à l'échelle de la France métropolitaine en 2022⁹¹. À l'inverse, les 15-29 ans⁹² ne représentent que 14,7 % de la population, soit un niveau légèrement inférieur à la moyenne nationale (17,5 %). Cette structure traduit une dynamique de renouvellement générationnel limitée, caractéristique des espaces « ruraux autonomes » marqués par le départ d'une partie des jeunes adultes vers les pôles urbains d'études et d'emploi⁹³. Cette dynamique démographique s'accompagne d'une structure socio-économique⁹⁴ intermédiaire mais relativement modeste. La médiane du niveau de vie⁹⁵ s'établit à 21 730 euros, contre 25 920 euros en France métropolitaine, tandis que le taux de pauvreté⁹⁶ atteint 15 %, soit un niveau proche de la moyenne nationale (15,9 %).

⁸⁶ Base nationale sur l'intercommunalité et autres collectivités. « Commune Marvejols ». [banatic.interieur.gouv.fr](https://www.banatic.interieur.gouv.fr), s.d. <https://www.banatic.interieur.gouv.fr/commune/48092-marvejols>

⁸⁷ Densité de population, calculée à partir du rapport entre la population municipale (*PMUN22*) et la superficie communale (*SUPERF*), exprimée en habitant.e.s par km². À l'échelle départementale, elle correspond à la moyenne des densités communales calculées selon ce même ratio au sein du département (*DEP*). À l'échelle communale (Marvejols), elle est calculée directement à partir du rapport entre la population municipale et la superficie de la commune.

⁸⁸ *PMUN22*, Population municipale en 2022.

⁸⁹ *SUPERF*, Superficie communale, en km².

⁹⁰ *part_60p*, Part des personnes âgées de 60 ans et plus. Indicateur calculé à partir du rapport entre la somme des populations âgées de 60-74 ans (*P22_POP6074*), 75-89 ans (*P22_POP7589*) et 90 ans ou plus (*P22_POP90P*) et la population municipale (*PMUN22*).

⁹¹ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Comparateur de territoires – Commune de Marvejols (48092) », 5 mai 2026.

<https://www.insee.fr/fr/statistiques/1405599?geo=METRO-1+COM-48092>

⁹² *part_15_29*, Part des personnes âgées entre 15 et 29 ans. Indicateur calculé à partir du rapport entre la population âgée de 15 à 29 ans (*P22_POP1529*) et la population municipale (*PMUN22*).

⁹³ Bianco, Emma et Sandrine Chaumeron. « Territoires ruraux : entre dynamisme démographique et vieillissement de la population ». *Insee Analyses Auvergne-Rhône-Alpes*, n°120, 29 avril 2021. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5360534>.

⁹⁴ Certaines variables socio-fiscales mobilisées dans cette étude n'étant pas diffusées pour les communes faiblement peuplées (conformément aux règles de secret statistique appliquées par l'Insee), le choix de porter l'étude sur Marvejols permet ainsi de disposer d'un ensemble d'indicateurs plus complet.

⁹⁵ *MED21*, Médiane du niveau de vie (€) dans la commune en 2021.

⁹⁶ *TP6021*, Taux de pauvreté - Ensemble (%).

Tableau 3 – Caractéristiques socio-démographiques, résidentielles et économiques de la commune de Marvejols

Indicateur	Valeur
Population municipale (2022)	4752
Part des 60 ans et + (%) (2022)	36.8
Part des 15-29 ans (%) (2022)	14.7
Type de densité (2025)	Bourgs ruraux
Superficie (km²) (2022)	12.4
Nombre total d'établissements actifs sur la commune (2023)	237
Emploi salarié total au lieu de travail (2023)	2173
Part des emplois du secteur hébergement-restauration (%) (2023)	2
Part de l'emploi dans l'administration publique, l'enseignement, la santé et l'action sociale (%) (2023)	58
Taux de chômage de la population active (%) (2022)	7.9
Nombre d'hôtels (2025)	3
Nombre de terrains de camping (2025)	1
Nombre d'unités d'hébergement dans les résidences de tourisme et hébergements assimilés (2025)	0
Nombre total de logements (2022)	3358.3
Part des résidences principales (%) (2022)	66.6
Part des résidences secondaires (%) (2022)	11.6
Part des logements vacants (%) (2022)	21.8
Part des propriétaires (%) (2022)	54.2
Part des locataires (%) (2022)	43.2
Part de HLM (%) (2022)	9.7
Médiane du niveau de vie (€) (2021)	21730
Taux de pauvreté (%) (2021)	15,0

Source : Base d'analyse communale "bcf", construite à partir d'un traitement personnel du dossier complet (Insee, 2026), de FLORES 2023, des bases DVF (2014-2024), et des données récoltées par web scraping sur la plateforme Airbnb.

Champ : Commune de Marvejols (Code Insee : 48092, Lozère), N = 1.

Lire ainsi : En 2022, la population municipale de Marvejols s'élevait à 4 752 habitant.e.s.

Le taux de chômage⁹⁷ est de 7,9 %, inférieur à celui observé à l'échelle de la France métropolitaine (11,3 % en 2022). Cette combinaison de faibles niveaux de revenus et d'un chômage relativement contenu peut être mise en relation avec la structure démographique et économique de la commune. Le niveau de chômage ne traduit pas nécessairement une forte

⁹⁷ *taux_chomage*, Taux de chômage de la commune. Indicateur calculé à partir du rapport entre le nombre de chômeur.euse.s âgé.e.s de 15 à 64 ans (*P22_CHOM1564*) et la population active âgée de 15 à 64 ans (*P22_ACT1564*).

dynamique économique, mais peut s'expliquer par une structure démographique marquée par le vieillissement de la population, qui réduit mécaniquement la part des actifs exposés au chômage. Par ailleurs, l'emploi est très largement concentré dans les fonctions publiques, sanitaires et sociales⁹⁸, qui représentent 58 % des postes. Ces emplois, relativement stables, contribuent à contenir le chômage, tout en s'inscrivant dans des niveaux de rémunération globalement moyens, encadrés par les grilles salariales de la fonction publique et des services associés. Ainsi, la situation de Marvejols s'inscrit dans une structure socio-économique stabilisée, marquée par un positionnement intermédiaire en termes de niveau de vie.

Le rôle de polarité locale de la commune se lit également dans sa structure économique. Avec 237 établissements actifs⁹⁹ et 2 173 emplois salariés au lieu de travail¹⁰⁰, Marvejols apparaît comme un pôle économique local à l'échelle de son bassin de vie, témoignant d'une certaine concentration des fonctions de services et d'activités. Toutefois, la structure sectorielle met en évidence une place limitée du secteur de l'hébergement-restauration, qui ne représente que 2 % de l'emploi total¹⁰¹, traduisant une faible spécialisation de l'économie locale dans les activités directement liées à la fonction touristique. Cette faible intégration du tourisme dans le tissu économique se retrouve dans la structure de l'offre d'hébergement, également restreinte, avec trois hôtels¹⁰², un camping¹⁰³ et l'absence de résidences de tourisme¹⁰⁴.

Enfin, cette organisation socio-économique se reflète dans la structure résidentielle du parc de logements, dominé par les résidences principales¹⁰⁵ (66,6 %), soit une part nettement inférieure à la moyenne des communes classées comme « bourg rural »¹⁰⁶ (80,1 %), tandis que les résidences secondaires¹⁰⁷ (11,6 %) se situent à un niveau proche de celui observé à

⁹⁸ *part_oq*, Part des emplois relevant de l'administration publique, de l'enseignement, de la santé humaine et de l'action sociale. Indicateur calculé à partir du rapport entre les effectifs salariés de ce secteur (OQ) et l'effectif salarié total communal (ETPTOT23).

⁹⁹ ETTOT23, Effectif total des établissements recensés sur une commune en 2023.

¹⁰⁰ ETPTOT23, Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 par commune.

¹⁰¹ *part_iz*, Part des emplois de l'hébergement-restauration. Indicateur calculé à partir du rapport entre les effectifs salariés du secteur de l'hébergement-restauration (IZ) et l'effectif salarié total communal (ETPTOT23).

¹⁰² HTCH26, Nombre de chambres dans les hôtels au 1er janvier 2025.

¹⁰³ CPG26, Nombre de terrains de camping au 1er janvier 2025.

¹⁰⁴ RT26, Nombre de résidences de tourisme et hébergements assimilés au 1er janvier 2025.

¹⁰⁵ *part_res_princ*, part des résidences principales dans le parc total de logements.

¹⁰⁶ Observatoire des Territoires et Agence Nationale de la cohésion des territoires, « Territoires et transitions. Cahier n°5 : enjeux du logement ». *Cahier de l'Observatoire des territoires*, janvier 2026. https://www.observatoire-des-territoires.gouv.fr/sites/default/files/2026-03/OT_Cahier_Logement_synthese_V2.pdf

¹⁰⁷ *part_res_sec*, part des résidences secondaires et logements occasionnels dans le parc total de logements.

cette échelle (11,5 %). La part des logements vacants¹⁰⁸ (21,8 %) apparaît particulièrement élevée au regard du niveau des communes classées « bourg rural » (8,4 %). Cette situation constitue un élément structurant du fonctionnement résidentiel local. Le travail de l'Observatoire des territoires sur les enjeux du logement souligne en effet que les espaces ruraux de certains secteurs du Massif central cumulent fréquemment une part élevée de résidences secondaires et de logements vacants (p.5, 2026). Si ce travail montre que cette vacance est souvent liée à des dynamiques de déprise démographique, cette lecture peut être mise en perspective avec la trajectoire démographique de Marvejols, marquée par une croissance jusqu'à la fin du XX^e siècle (5 501 habitant.e.s en 1999), suivie d'un recul progressif et d'une stabilisation récente autour de 4 752 habitant.e.s en 2022¹⁰⁹. La situation de Marvejols s'inscrit donc dans des tendances structurelles plus larges observées à l'échelle des espaces ruraux français, et éclaire l'intégration de la commune au dispositif France Ruralités Revitalisation¹¹⁰, qui cible des territoires confrontés à des enjeux de fragilisation socio-économique et de recomposition résidentielle, notamment à travers des politiques de réhabilitation du parc vacant. Enfin, la structure d'occupation des résidences principales confirme une configuration résidentielle intermédiaire. Les propriétaires occupant.e.s¹¹¹ représentent 54,2 % des ménages, soit un niveau légèrement inférieur à la moyenne nationale (57,7 %), tandis que les locataires¹¹² occupent une place importante (43,2 %). La présence de logements sociaux¹¹³ (9,7 %) témoigne également d'une certaine diversité des statuts résidentiels. Cette structure traduit l'existence d'un marché local relativement mixte, combinant ancrage résidentiel, dépendance partielle au parc locatif et disponibilité relative du bâti.

L'ensemble de ces éléments permet ainsi de caractériser Marvejols comme un bourg rural structurant marqué par une centralité locale réelle mais par des fragilités résidentielles importantes. Cette configuration en fait un terrain particulièrement pertinent pour analyser les recompositions contemporaines des usages résidentiels, notamment dans un contexte de diffusion des formes de location touristique de courte durée.

¹⁰⁸ *part_log_vac*, part des logements vacants dans le parc total de logements.

¹⁰⁹ Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Dossier complet – Commune de Marvejols (48092) », 5 mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/2011101?geo=COM-48092#chiffre-cle-1>

¹¹⁰ Le portail des collectivités locales. « Le plan France Ruralités ». collectivites-locales.gouv.fr, s.d. [Le plan France Ruralités | Collectivités Locales](#)

¹¹¹ *part_prop*, part des résidences principales occupées par des propriétaires.

¹¹² *part_loc*, part des résidences principales occupées par des locataires.

¹¹³ *part_hlm*, part des logements sociaux (HLM) parmi les résidences principales.

3.2.2. Airbnb et recompositions marginales des usages résidentiels à Marvejols.

Dans un territoire caractérisé par une faible spécialisation touristique et par l'existence d'importantes disponibilités résidentielles, l'analyse de l'offre Airbnb permet d'interroger les modalités contemporaines de mobilisation du logement à des fins d'hébergement temporaire. À partir des données de plateforme, il s'agit alors de tester l'hypothèse selon laquelle les formes de location de courte durée observées à Marvejols relèvent davantage d'une diversification ponctuelle des usages résidentiels que d'un processus de spécialisation touristique du territoire.

L'intensité de présence de Airbnb à Marvejols apparaît d'abord relativement faible. La commune compte 17 annonces actives¹¹⁴ (Tableau 4), soit 3,6 annonces pour 1 000 habitant.e.s, 0,5 annonce pour 100 logements et 1,4 annonce par km². Rapportée aux 3 358 logements recensés, l'offre reste quantitativement marginale, suggérant une insertion ponctuelle de la plateforme dans le parc résidentiel local plutôt qu'une transformation structurelle de celui-ci vers les usages touristiques. La structure de l'offre confirme cette logique : les logements entiers représentent 70,6 % des annonces, tandis que les chambres privées en constituent 29,4 %. Les modalités d'usage des locations de courte durée sont donc doubles : d'une part, la mise à disposition de logements complets pour des usages temporaires; d'autre part, des formes de cohabitation ou de complément de revenu au sein de résidences principales. La structure du bâti renforce cette lecture : les appartements dominent l'offre (52,9 %), loin devant les maisons (5,9 %); Airbnb s'insère de manière privilégiée dans le tissu urbain central plutôt que dans les espaces résidentiels périphériques. Par ailleurs, l'absence d'hébergements touristiques structurés (chambre et maison d'hôtes, hôtels, logements de vacances) et la faible part d'hébergements atypiques (cabanes, yourtes, 11,8 %) confirment que la plateforme ne repose pas sur une économie touristique professionnalisée, mais sur la requalification ponctuelle du parc résidentiel existant. La capacité d'accueil totale s'élève à 38 lits, soit une capacité moyenne de 2,2 lits par annonce. L'offre est donc de petite taille, caractéristique d'un usage diffus du logement, sans logique de concentration touristique. Sur le plan économique, le prix moyen par nuit atteint 109,8 €, pour un prix médian de 96 €. L'écart relativement modéré entre ces deux indicateurs suggère une distribution homogène des prix, sans forte segmentation du marché local.

¹¹⁴ Les indicateurs présentés correspondent à l'offre Airbnb observée lors du *scraping* réalisé le 30 avril 2026 pour une simulation de séjour du 1^{er} au 2 août 2026.

Tableau 4 – Intensité, morphologie, capacité d'accueil et valorisation économique de l'offre Airbnb à Marvejols

Données portant sur les annonces Airbnb disponibles à la date du 30 avril 2026 pour des séjours du 1er au 2 août 2026

Indicateur	Valeur
Nombre total d'annonces Airbnb	17.0
Nombre d'annonces Airbnb pour 1 000 habitant.e.s	3.6
Nombre d'annonces Airbnb pour 100 logements	0.5
Nombre d'annonces Airbnb par km ²	1.4
Part des logements entiers (%)	70.6
Part des chambres privées (%)	29.4
Part des maisons (%)	5.9
Part des appartements (%)	52.9
Part des hébergements touristiques structurés (%)	0.0
Part des hébergements atypiques (%)	11.8
Capacité d'accueil totale (Nombre de lits)	38.0
Capacité d'accueil moyenne par annonce	2.2
Prix moyen par nuit (€)	109.8
Prix médian par nuit (€)	96.0

Source : Base d'analyse communale "bcf", construite à partir d'un traitement personnel du dossier complet (Insee, 2026), de FLORES 2023, des bases DVF (2014-2024), et des données récoltées par web scraping sur la plateforme Airbnb.

Champ : Commune de Marvejols (Code Insee : 48092, Lozère), N = 1.

Lire ainsi : A la date du 30 avril 2026, 17 annonces Airbnb étaient disponibles à Marvejols pour des séjours du 1er au 2 août 2026.

Les données Airbnb ont été collectées par web scraping le 30 avril 2026 et correspondent à un état instantané de l'offre disponible pour des séjours du 1er au 2 août 2026.

À l'échelle du système résidentiel local, Airbnb occupe ainsi une position périphérique. La plateforme ne constitue ni un vecteur de spécialisation touristique, ni un facteur de recomposition structurelle du parc de logements, mais s'inscrit plutôt dans des formes d'ajustement marginal des usages résidentiels, reposant sur la mobilisation ponctuelle de logements déjà intégrés au marché ordinaire. Toutefois, cette insertion doit être mise en relation avec la structure globale du parc de logements communal, marquée par une part élevée de logements vacants et une organisation résidentielle relativement diversifiée. Airbnb ne produit donc pas de tension résidentielle objectivable à l'échelle communale, mais met en

évidence un ensemble de conditions structurelles de disponibilité du parc et de diversification des usages du logement, qui contribuent à éclairer les modalités différenciées de sa mobilisation.

3.2.3. De l'étude de cas à l'analyse comparative : portée et limites de l'exploration empirique.

L'analyse exploratoire menée à Marvejols, constituant une première lecture territorialisée des formes de présence de Airbnb dans un espace rural de faible densité, montre l'intérêt d'une articulation entre données de plateforme et indicateurs socio-démographiques, résidentiels et économiques issus des bases statistiques publiques. Toutefois, si les résultats obtenus permettent de caractériser les formes d'inscription territoriale d'Airbnb à l'échelle communale, la portée explicative de cette exploration demeure limitée au regard de la problématique de recherche. L'analyse éclaire une structure d'offre à un instant donné, mais ne permet pas encore d'établir de manière robuste les logiques d'articulation entre cette offre et les dynamiques résidentielles globales du territoire - condition nécessaire pour dégager des régularités plus générales -, ni de donner accès à ses dynamiques d'évolution.

C'est alors à ce niveau que s'inscrit la perspective de prolongement du travail en Master 2. L'enjeu ne sera plus uniquement de décrire une configuration locale, mais de replacer cette dernière dans le corpus constitué des 1 548 communes afin de tester la robustesse des régularités observées. Une première étape consistera à dégager des profils de communes partageant des caractéristiques structurelles proches en mobilisant conjointement les variables relatives à la structure démographique, au parc de logements, à la densité, aux revenus, à la spécialisation économique ou encore aux équipements touristiques. Cette démarche pourra s'appuyer sur une Analyse des Correspondances Multiples (ACM), projetant l'ensemble des communes dans un espace factoriel construit à partir des principales oppositions structurantes entre territoires. Cette approche sera complétée par une deuxième étape, permettant de passer d'une logique de description des profils territoriaux à une analyse des facteurs associés aux différentes formes de présence de la plateforme. Cela permettra de tester l'hypothèse selon laquelle certaines formes de diffusion des locations de courte durée sont associées à des contextes territoriaux spécifiques (espaces touristiques, communes

périurbaines, bourgs ruraux structurants ou territoires marqués par une forte vacance résidentielle). Cette deuxième étape reposera sur la mise en œuvre de modèles de régression multivariée, permettant d'évaluer les associations statistiques entre, d'une part, les variables décrivant la structure des communes (densité de population, niveau de revenu, composition du parc de logements, structure socio-professionnelle, spécialisation économique et équipements touristiques) et, d'autre part, les indicateurs issus des données de plateforme (nombre d'annonces, densité d'Airbnb, capacité d'accueil, structure de l'offre ou niveaux de prix). Enfin, la mobilisation des séries temporelles issues des données DVF ouvre des perspectives complémentaires d'analyse des dynamiques immobilières locales. L'enjeu sera d'examiner dans quelle mesure les trajectoires des marchés immobiliers semblent coïncider avec les niveaux de présence d'Airbnb observés sur les territoires étudiés. Pour ce faire, ces relations pourront être formalisées à l'aide de modèles de régression linéaire, dans lesquels les indicateurs de dynamique immobilière (évolution des prix au m² ou volume des transactions) constitueront les variables dépendantes, tandis que les variables issues du *scraping* (densité d'annonces, nombre total d'annonces, part de logements entiers, capacité d'accueil, niveaux de prix) seront mobilisées comme variables explicatives. Ce type de modèle permettra d'identifier l'existence éventuelle d'associations statistiques entre présence de Airbnb et transformations des marchés immobiliers locaux, mais devra toutefois être interprété avec prudence, dans la mesure où les dynamiques immobilières résultent d'un ensemble de facteurs structurels et conjoncturels difficilement isolables.

L'exploration empirique sur Marvejols ne constitue donc pas une réponse définitive à la problématique de recherche, mais une étape de construction et de validation du dispositif d'analyse. Elle permet d'établir la faisabilité du protocole mis en œuvre, d'identifier les principaux enjeux d'interprétation des données produites et de préparer les analyses comparatives qui seront développées à partir du corpus communal constitué.

Conclusion.

Ce travail partait d'une question simple mais méthodologiquement exigeante : comment observer la diffusion des locations de courte durée dans les espaces ruraux, alors qu'aucune source ne permet à elle seule de les relier aux structures territoriales dans lesquelles elles s'inscrivent. Pour y répondre, un dispositif a été construit en combinant des données institutionnelles et des données issues du *scraping* de la plateforme Airbnb, afin de produire une base communale homogène couvrant les 1 548 communes des départements de l'Hérault, de la Haute-Garonne, des Hautes-Pyrénées et de la Lozère. Cette construction de données est déjà un résultat en soi : l'analyse des plateformes ne peut pas reposer sur une source unique, mais suppose une reconstruction empirique à partir de données hétérogènes, produites selon des logiques différentes. Elle met aussi en évidence le fait que les données Airbnb ne décrivent pas directement un "marché du logement", mais une visibilité partielle et structurée de l'offre, dépendante des conditions techniques et algorithmiques de la plateforme.

Sur le plan empirique, les premiers éléments d'analyse suggèrent une forte hétérogénéité des configurations des locations de courte durée dans les espaces ruraux. L'intérêt de la base construite est précisément de permettre de rendre ces différences observables, en replaçant l'offre Airbnb dans ses contextes démographiques, résidentiels et économiques. Il ne s'agit toutefois pas encore d'en établir les déterminants de manière systématique, mais d'en poser les bases descriptives à partir d'indicateurs comparables. Le cas de Marvejols permet de préciser ce point : la présence d'Airbnb y reste marginale à l'échelle du parc de logements, et l'offre repose surtout sur des logements entiers insérés dans le tissu résidentiel existant, avec peu de spécialisation touristique et peu d'acteur.ice.s professionnel.le.s. Dans cette configuration, la plateforme ne semble pas transformer en profondeur le marché du logement, mais plutôt s'ajouter à des usages existants, de manière ponctuelle et diffuse. Ce résultat doit toutefois être lu avec prudence en tant qu'il repose sur un cas unique ne permettant pas, à ce stade, de généraliser sur l'ensemble des espaces ruraux ni d'identifier des régularités solides entre présence d'Airbnb et transformations des marchés du logement. Ainsi, si ce travail propose surtout un cadre d'analyse et un dispositif empirique permettant de rendre ces dynamiques observables à grande échelle, l'enjeu du Master 2 sera de passer d'une lecture exploratoire à une analyse comparative à grande échelle.

Bibliographie

Desrosières, Alain. « Comment faire des choses qui tiennent : histoire sociale et statistique ». *Histoire & Mesure*, vol. 4, n°3-4, 1989, pp. 225-242.

Desrosières, Alain. « Chapitre 1. Les mots et les nombres : pour une sociologie de l'argument statistique ». *Gouverner par les nombres : L'argument statistique II*. Sciences sociales. Presses des Mines, 2008.

Kayser, Bernard. *La renaissance rurale. Sociologie des campagnes du monde occidental*. Paris : Armand Colin, 1990.

Lefebvre, Henri. « La production de l'espace ». *L Homme et la société* 31, n° 1, 1974, 15-32.

Oppenchaim, Nicolas, Marie-Pierre Lefeuvre, et Julian Devaux. « L'hébergement Airbnb hors des grandes métropoles: Une activité plus ou moins rationalisée entre visée rentière et occupation ». *Réseaux*, n°236, vol. 6, 2022, p. 253-84.

Pistre, Pierre. *Renouveaux des campagnes françaises : évolutions démographiques, dynamiques spatiales et recompositions sociales*. Thèse de doctorat en géographie, Université Paris-Diderot - Paris VII, 2012.

Srnicek, Nick. *Capitalisme de plateforme : l'hégémonie de l'économie numérique*, trad. Blouin P., Montréal, Lux éditeur, 2018.

Theophilus, Alexander, et Jessica D. Ulrich-Schad. « “Your neighbors are new every week”: Short-term rentals, housing, and community wellbeing in high-amenity rural places ». *Population and Environment*, vol. 47, n° 37, 2025.

Wachsmuth, David, et Alexander Weisler. « Airbnb and the Rent Gap: Gentrification through the Sharing Economy ». *Environment and Planning A: Economy and Space*, vol. 50, n° 6, 2018. p. 1147-1170.

Sources

Assemblée Nationale. « Rapport n°1928 ». 16e législature.

https://www.assemblee-nationale.fr/dyn/16/rapports/cion-eco/116b1928_rapport-fond

Askenazy, Philippe, et Alexandre Bourgeois. « Vers une meilleure prise en compte de l'hébergement via des plates-formes en ligne au sein des comptes nationaux ». Insee, 2025.

Base nationale sur l'intercommunalité et autres collectivités. « Commune Marvejols ».

banatic.interieur.gouv.fr, s.d.

<https://www.banatic.interieur.gouv.fr/commune/48092-marvejols>

Bianco, Emma et Sandrine Chaumeron. « Territoires ruraux : entre dynamisme démographique et vieillissement de la population ». *Insee Analyses Auvergne-Rhône-Alpes*, n°120, 29 avril 2021. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5360534>

Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés. « La base légale de l'intérêt légitime : fiche focus sur les mesures à prendre en cas de collecte des données par moissonnage (web scraping) », 2025.

<https://www.cnil.fr/fr/focus-interet-legitime-collecte-par-moissonnage>

data.gouv.fr. « Jeu de données - Contours administratifs ». s.d.

<https://www.data.gouv.fr/datasets/contours-administratifs>

Delaporte, Lucie. « Élections municipales : l'intense campagne de lobbying d'Airbnb auprès des maires ». *Mediapart*, 9 mars 2026.

[Élections municipales : l'intense campagne de lobbying d'Airbnb auprès des maires | Mediapart](#)

European Commission. Statistical Office of the European Union. *Appliquer le degré d'urbanisation: manuel méthodologique destiné à définir les agglomérations, les villes et les zones rurales à des fins de comparaisons internationales : édition 2021*. Publications Office, 2021.

Eurostat. « Short-stay accommodation offered via collaborative economy platforms by months and residence of the guest - experimental statistics ». Eurostat, 2024.

https://doi.org/10.2908/TOUR_CE_OMR

Fourquet, Jérôme, et Sylvain Manternach. *Tourisme 2.0 : anatomie de la France Airbnb*. Institut Terram, octobre 2025.

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Base de données communales du recensement de la population (BDCOM) - 2023 ». Progedo-Adisp, 2023.

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Base du dossier complet », s.d. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5359146>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Base permanente des équipements (BPE) », s.d. <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/source/serie/s1161>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Code officiel géographique au 1er janvier 2025 ». Mars 2025. <https://www.insee.fr/fr/information/8377162>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Commune », Juin 2023. <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c1468>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Commune rurale », Mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/definition/c1902>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Comparateur de territoires – Commune de Marvejols (48092) », 5 mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/1405599?geo=METRO-1+COM-48092>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Documentation complémentaire sur le recensement », Mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/information/2383410>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Dossier complet – Commune de Marvejols (48092) », 5 mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/2011101?geo=COM-48092#chiffre-cle-1>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Fiche - Nombre d'établissements et effectifs salariés en 17 grands secteurs », s.d. https://catalogue-donnees.insee.fr/fr/catalogue/recherche/DS_FLORES_A17

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « La grille de densité 2025 ». Mai 2026. <https://www.insee.fr/fr/information/8571524>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Revenus localisés sociaux et fiscaux / Filosofi », s.d. <https://www.insee.fr/fr/metadonnees/source/serie/s1172>

Institut National de la Statistique et des Études Économiques. « Tourisme en 2026 – Hébergements touristiques – Résultats pour toutes les communes, départements, régions, intercommunalités... », Février 2026.

<https://www.insee.fr/fr/statistiques/zones/8735173?geo=REG-76&debut=0>

Légifrance. « LOI n° 2024-1039 du 19 novembre 2024 visant à renforcer les outils de régulation des meublés de tourisme à l'échelle locale (1) ». 19 novembre 2024.

<https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000050612711>

Ministère de l'Économie et des Finances. « Jeu de données - Demandes de valeurs foncières ». [data.gouv.fr](https://www.data.gouv.fr), Avril 2026. <https://www.data.gouv.fr/datasets/demandes-de-valeurs-foncieres>

Ministère de l'Économie et des Finances. « Jeu de données - Indicateurs Immobiliers par commune et par année (prix et volumes sur la période 2014-2024) ». [data.gouv.fr](https://www.data.gouv.fr), Avril 2026.

<https://www.data.gouv.fr/datasets/demandes-de-valeurs-foncieres>

Observatoire des Territoires et Agence Nationale de la cohésion des territoires, « Territoires et transitions. Cahier n°5 : enjeux du logement ». *Cahier de l'Observatoire des territoires*, janvier 2026.

https://www.observatoire-des-territoires.gouv.fr/sites/default/files/2026-03/OT_Cahier_Logement_synthese_V2.pdf

Le portail des collectivités locales. « Le plan France Ruralités ». collectivites-locales.gouv.fr, s.d. [Le plan France Ruralités | Collectivités Locales](https://collectivites-locales.gouv.fr)

Annexes

Annexe 1 : Code Python du *scraping* des annonces de logements Airbnb situés dans la commune de Marvejols.

Le code suivant, permettant de *scrapper* les annonces Airbnb localisées dans la commune de Marvejols, a été construit à l'aide de la page Github - une plateforme collaborative de gestion de projets informatiques - créée et maintenue par John Balvin, expert en *web scraping* : <https://github.com/johnbalvin/pyairbnb>. Ce code a été exécuté le 30 avril 2026.

```
from pyairbnb import search_all
import json
import pandas as pd

results = search_all(
    check_in="2026-08-01",      # date de séjour sur laquelle le scraping est réalisé
    check_out="2026-08-02",
    ne_lat=44.75,               # coordonnées géographiques du périmètre scrapé
    ne_long=3.60,
    sw_lat=44.40,
    sw_long=3.00,
    zoom_value=11,              # finesse de la requête spatiale
    price_min=0,                # fourchette de prix/ nuit des logements scrapés
    price_max=10000,
    currency="EUR",             # les prix sont exprimés en euros
    language="fr")              # résultats collectés en français

print(f"{len(results)} logements trouvés")
df = pd.DataFrame(results)
with open("Marvejols.json", "w", encoding="utf-8") as f:
    json.dump(results, f, ensure_ascii=False, indent=2)
```

Annexe 2 : Méthodologie de la construction de la grille spatiale adaptative pour le scraping des données Airbnb.

1) Récupération du fichier des contours administratifs des départements.

Les jeux de données des contours administratifs des territoires français sont construits à partir du produit Admin Express de l’Institut national de l’information géographique et forestière (IGN) et des données OpenStreetMap, puis produits et diffusés par [data.gouv.fr](https://www.data.gouv.fr) :

<https://www.data.gouv.fr/datasets/contours-administratifs>

Si ces jeux de données sont disponibles à l’échelle des communes, des EPCI (établissements publics de coopération intercommunale), des départements, des régions et des mairies, les données pertinentes dans le cadre de cette recherche sont celles conçues à l’échelle départementale en géographie au 1^{er} janvier 2025. Plusieurs niveaux de généralisations sont alors disponibles pour ces données : 1000m, 100m, 50m et 5m. En effet, un contour administratif est une ligne géographique composée de milliers de points : les coordonnées GPS. La généralisation correspond donc à la réduction du niveau de détail des frontières entre les départements. Le niveau de généralisation 50 mètres est privilégié pour ce travail en tant qu’il constitue un compromis entre niveau géographique et efficacité computationnelle. À cette échelle, les frontières communales et départementales conservent un niveau de fidélité suffisant pour les besoins de l’analyse spatiale, tout en évitant la surcharge liée aux représentations trop détaillées (notamment au niveau 5 mètres), qui augmentent fortement le nombre de sommets des polygones et donc le coût des opérations de géotraitement.

Ce fichier est donc un jeu de données des départements - un objet spatial de type “sf” -, comprenant 109 observations, correspondant aux 96 départements de France métropolitaine, aux 5 départements d’outre-mer, ainsi qu’aux 8 collectivités ultramarines. Chaque observation contient un ou plusieurs polygones (dans la variable *geometry*), qui représentent la forme réelle du département.

```
departements <- read_sf("departements-50m.geojson")
```

2) Construire la grille spatiale adaptative.

L'objet "sf" est alors traité à partir du logiciel R. Une première étape constitue la sélection des départements d'étude (l'Hérault (34), la Haute-Garonne (31), les Hautes-Pyrénées (65) et la Lozère (48)), réduisant la base de données à 4 observations.

```
departements<-departements %>%  
  filter(code %in% c("31","34","48","65"))
```

a) Le choix de la résolution spatiale pour chaque département.

Une fois la base de données réduite aux seuls départements d'étude, il convient de définir la résolution spatiale de la grille pour chaque département, c'est-à-dire la taille des cellules qui seront utilisées comme unités de requête. Chaque département se voit attribuer un pas spatial exprimé en degrés de coordonnées géographiques, lequel détermine la largeur et la hauteur des rectangles constitutifs de la grille. La résolution spatiale de la grille a alors été définie de manière différenciée - d'où son caractère adaptatif - selon les départements afin de tenir compte des fortes disparités de densité de l'offre Airbnb et des caractéristiques géographiques des territoires étudiés. Plutôt que d'imposer un maillage uniforme, un pas spatial adaptatif a été retenu : 0,02° pour l'Hérault, 0,03° pour la Haute-Garonne, 0,04° pour les Hautes-Pyrénées et 0,06° pour la Lozère, soit approximativement de 2 à 6 kilomètres. Ces valeurs en degrés peuvent être approximées en distance métrique : un pas de 0,02 degré correspond à environ 2 kilomètres, 0,03 à environ 3 kilomètres, 0,04 à environ 4 kilomètres et 0,06 à environ 6 kilomètres, selon la latitude considérée. Ce paramétrage permet donc de contrôler directement la granularité de la discrétisation spatiale.

```
step_herault<-0.02  
step_H_G<-0.03  
step_H_P<-0.04  
step_lozere<-0.06
```

Ce choix repose sur une logique d'ajustement de la granularité de l'analyse à l'intensité des phénomènes observés. Dans les départements les plus denses, une résolution plus fine permet de capter les variations spatiales fines de l'offre, notamment dans les espaces urbains et touristiques où les dynamiques d'hébergement peuvent varier fortement à courte distance. À l'inverse, dans les territoires plus ruraux et faiblement peuplés, une résolution plus large permet d'éviter la multiplication de cellules peu ou pas renseignées, sans perte

significative d'information, tout en assurant une couverture spatiale complète et une meilleure stabilité des estimations.

b) Créer une grille départementale.

La création de la grille départementale constitue l'étape centrale du protocole de construction de la grille spatiale adaptative puisqu'elle permet de transformer une unité administrative continue et irrégulière en un ensemble d'unités spatiales homogènes, utilisables pour le *scraping*.

Dans un premier temps, l'enveloppe géographique minimale du département est extraite à l'aide de la fonction `st_bbox()`. Cette opération consiste à encadrer le polygone administratif dans un rectangle simple défini par ses coordonnées extrêmes (latitude et longitude minimales et maximales). Ce rectangle fournit alors un cadre de référence simplifié dans lequel la grille va être construite.

Exemple avec le département de l'Hérault.

```
herault <- departements %>%  
  filter(nom == "Hérault")  
bbox_herault <- st_bbox(herault)
```

Dès lors, l'objet `bbox_herault` contient les coordonnées délimitant l'enveloppe géographique du département de l'Hérault : la longitude minimale, la longitude maximale, la latitude minimale et la latitude maximale. A partir de cette enveloppe, l'espace est discrétisé en séries régulières de points selon un pas spatial défini (`step`). Concrètement, des séquences de coordonnées sont générées sur les axes est-ouest et nord-sud, de manière à couvrir l'ensemble du rectangle. Cette étape permet de transformer un espace continu en une structure ordonnée de points régulièrement espacés.

```
lats_herault <- seq(bbox_herault["ymin"], bbox_herault["ymax"], by = step_herault)  
lons_herault <- seq(bbox_herault["xmin"], bbox_herault["xmax"], by = step_herault)
```

Les séquences de coordonnées générées sur les axes nord-sud (latitudes) et est-ouest (longitudes) sont ensuite combinées à l'aide de la fonction `expand.grid()`. Cette fonction permet de construire systématiquement toutes les associations possibles entre les valeurs de latitude et de longitude. Concrètement, chaque valeur de latitude est associée à chaque valeur de longitude, ce qui produit un ensemble complet de points couvrant l'ensemble du rectangle

géographique défini par l'enveloppe du département. Chaque combinaison latitude-longitude correspond ainsi à une position précise dans l'espace. Ces positions forment un maillage régulier de points, espacés selon le pas défini en amont, et constituent les points de référence à partir desquels sont ensuite construites les cellules de la grille.

```
grille_points_herault <- expand.grid(
  lon = lons_herault,
  lat = lats_herault)
```

Chaque point est alors converti en une cellule en définissant un carré à partir de ses coordonnées. Chaque cellule est ainsi délimitée par un coin sud-ouest et un coin nord-est, ce qui permet de construire des unités spatiales régulières et contiguës couvrant l'ensemble du territoire.

```
# Fonction de création d'une cellule carrée (création du carré en partant du coin
bas - gauche :
carre <- function(x, y, step){
  coords <- matrix(c(
    x, y,                # coin bas-gauche
    x + step, y,         # coin bas-droite
    x + step, y + step,  # coin haut-droit
    x, y + step,         # coin haut-gauche
    x, y),               # fermeture du carré
    ncol = 2,            # matrice à 2 colonnes (longitude et latitude)
    byrow = TRUE)
  st_polygon(list(coords))) # transformation en objet spatial
```

Enfin, ces cellules sont transformées en objets géographiques de type polygone à l'aide des fonctions `st_polygon()` et `st_sf`. Cette étape est essentielle car elle permet de passer de simples coordonnées numériques à des entités spatiales exploitables dans un système d'information géographique, notamment pour les opérations d'intersection avec les contours administratifs et pour l'interrogation spatiale des données Airbnb.

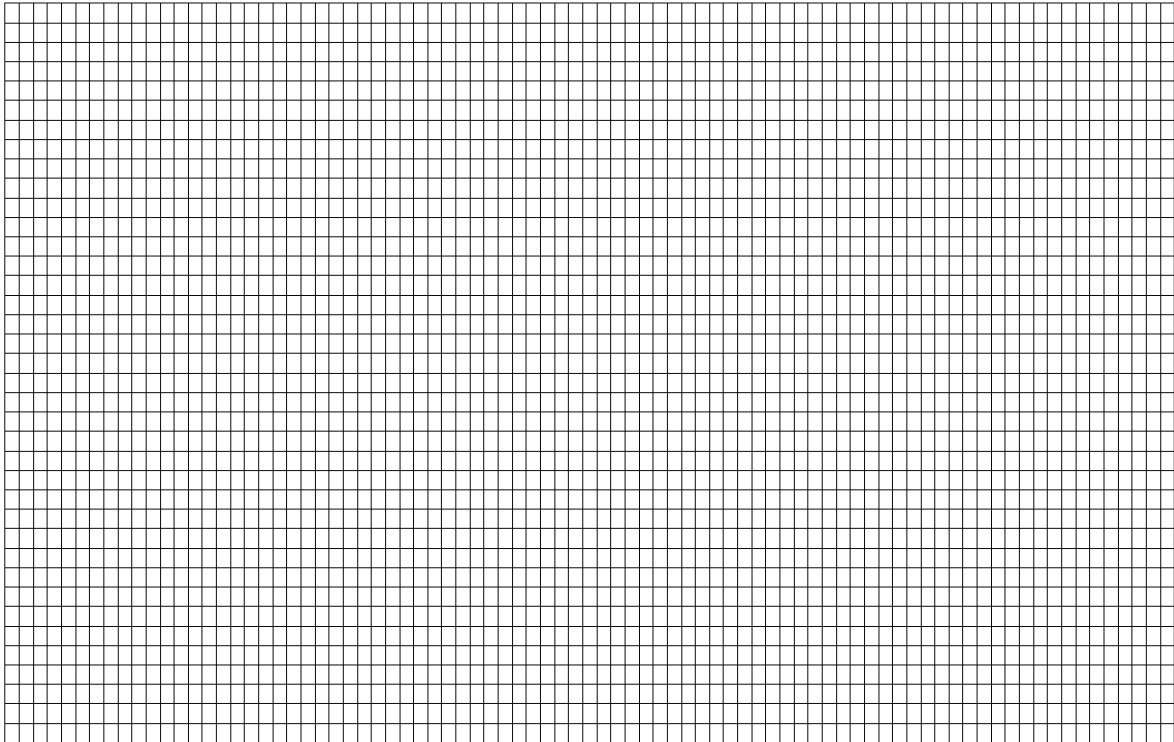
```
# Création de toutes les cellules en objet de type polygone à partir des
coordonnées des points créés dans l'objet grille_points_herault.
grille_polygones_herault <- mapply(
  carre,
  grille_points_herault$lon,
  grille_points_herault$lat,
  MoreArgs = list(step = step_herault),    # fixe une taille unique aux cellules.
  SIMPLIFY = FALSE)                       #empêche la transformation des objets en matrice.

# Transformation de la grille en objet spatial sf.
grille_sf_herault <- st_sf(
  geometry = st_sfc(grille_polygones_herault),
```

```

crs = 4326)                                # Coordinate Reference system 4326
                                             correspond au système GPS mondial.
plot(st_geometry(grille_sf_herault ))

```



L'objet `grille_sf_herault`, correspondant à la grille spatiale pour le département de l'Hérault, étant désormais créé, l'opération doit être répétée pour les grilles départementales de la Lozère, des Hautes-Pyrénées et de la Haute-Garonne.

c) Traitement des grilles départementales : vers la grille spatiale adaptative finale.

Bien que les résolutions aient été adaptées aux caractéristiques propres de chaque département, les cellules générées doivent alors être réunies dans un même objet spatial afin de permettre un traitement homogène lors des phases ultérieures de scraping et d'analyse (grâce à la fonction `rbind`).

```

grille_complete <- rbind(
  grille_sf_herault,
  grille_sf_H_G,
  grille_sf_H_P,
  grille_sf_lozere)

```

Mais si cette grille complète couvre l'ensemble du rectangle englobant les départements, certaines cellules se situent toutefois hors des limites administratives réelles. Une opération d'intersection spatiale entre la grille produite et les coordonnées des contours administratifs des départements devient alors nécessaire. Cette opération permet de supprimer les cellules situées en dehors des limites réelles du territoire (zones maritimes ou départements voisins), afin de garantir que chaque unité spatiale corresponde effectivement à une zone d'étude pertinente. Cette étape assure la cohérence géographique du dispositif de collecte.

```
grille_complete <- st_intersection(grille_complete, departements)
```

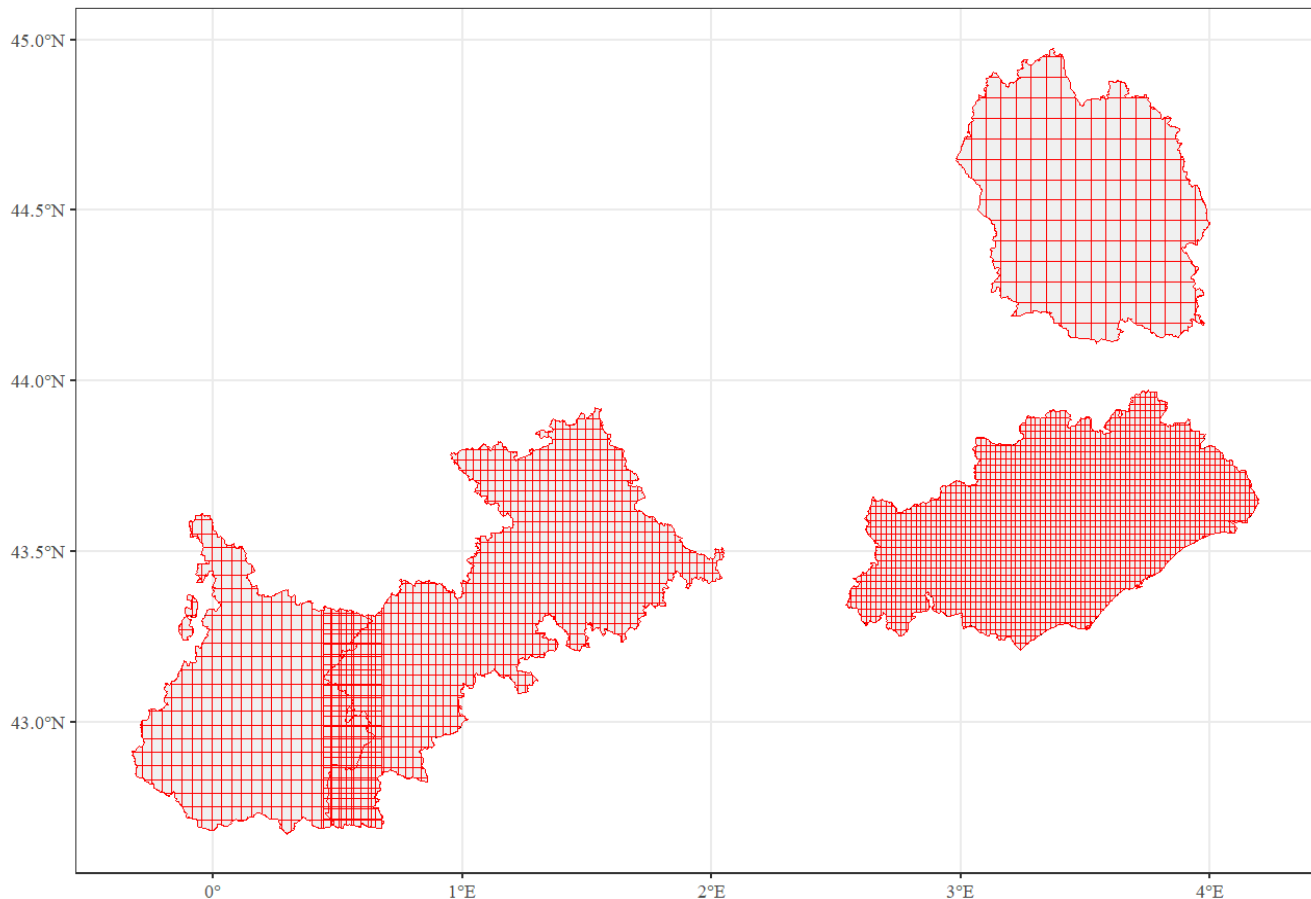
Chaque cellule est ensuite dotée d'un identifiant unique. Cette numérotation permet de suivre individuellement chaque requête effectuée lors du scraping, d'éviter les confusions entre cellules et de faciliter le suivi des données collectées ainsi que la reproductibilité du protocole.

```
grille_complete <- grille_complete %>%  
  mutate(id_cellule = row_number())
```

À l'issue de sa construction, la grille spatiale est exportée sous format géographique standard (GeoJSON). Cette étape permet de figer une structure spatiale reproductible, opérationnelle pour les traitements ultérieurs.

Annexe 3 : Représentation visuelle de la grille spatiale adaptative - Sur les départements d'étude : Hérault, Haute-Garonne, Haute-Pyrénées et Lozère.

Représentation visuelle de la grille spatiale adaptative
Sur les départements d'étude : Hérault, Haute-Garonne, Hautes-Pyrénées et Lozère



Source : Construction personnelle à partir des contours administratifs départementaux IGN (data.gouv.fr).

Champ : Hérault, Haute-Garonne, Hautes-Pyrénées et Lozère (N = 4).

Lecture : Chaque rectangle représente une cellule de la grille spatiale utilisée comme unité d'interrogation pour le scraping des données Airbnb.

Annexe 4 : Code R de la construction des variables et indicateurs relatifs aux locations de courte durée, à partir des données récoltées par le protocole de web scraping appliqué à la commune de Marvejols.

```
# Import du fichier JSON, i.e des données récoltées par le protocole de web  
scraping.
```

```
data <- jsonlite::fromJSON("Marvejols.json", flatten = TRUE)  
Marvejols<-as.data.frame(data)
```

Construction de l'objet "lits" afin de faciliter la création de la variable "capacite" par la suite.

```
lits <- function(map_line, primary_line) {
  texts <- c() # récupérer tous les textes disponibles
  if (!is.null(map_line$body)) {texts <- c(texts, map_line$body)}
  if (!is.null(primary_line$body)) {texts <- c(texts, primary_line$body)}
  if (length(texts) == 0) {return(NA)}
  lits_line <- texts[str_detect(texts, "\\blit\\b|lits")] # chercher le nombre
                                                         de lits
  if (length(lits_line) > 0) {return(as.numeric(str_extract(lits_line[1],
"[0-9]+")))}
  return(NA) # si aucun lit trouvé → NA
}
```

Nettoyage des données et construction des variables sur les annonces Airbnb dans la commune de Marvejols.

```
Marvejols<-Marvejols %>%
  filter(str_detect(title, "Marvejols")) %>% # Sélection des annonces à Marvejols
  distinct(room_id, .keep_all = TRUE) %>% # Suppression des doublons
  separate(title,into = c("type_bati", "LIBGE0"),sep = "\\s*[·]\\s*", fill =
"right" ,remove = FALSE) %>%
mutate(
  identifiant=room_id,
  latitude=coordinates.latitude,
  longitude=coordinates.longitud,
  prix_nuit=price.unit.amount,
  capacite=mapply(get_capacite,
                  structuredContent.mapPrimaryLine,
                  structuredContent.primaryLine),
  type_bati_clean = case_when(
    type_bati == "Hébergement" & str_detect(name, regex("Appartement|Appartement
en résidence|Studio", ignore_case = TRUE)) ~ "Appartement",
    type_bati == "Hébergement" & str_detect(name, regex("Logement de vacances",
ignore_case = TRUE)) ~ "Hébergement touristique structuré",
    type_bati == "Hébergement" & str_detect(name, regex("Maison d'hôtes|Chambre
d'hôtes|Hôtel", ignore_case = TRUE)) ~ "Maison d'hôtes",
    #raisonnement en deux temps pour faciliter la création de type_logement.
    type_bati == "Hébergement" & str_detect(name, regex("Cabane|Cabane de
berger|Bergerie|Moulin|Tipis|Gîte|Gîte|Chalet|Château|Tiny
house|Yourte|Tente|Grange|Tour", ignore_case = TRUE)) ~ "Hébergement atypique",
    type_bati == "Hébergement" & str_detect(name, regex("Maison|Villa",
ignore_case = TRUE)) ~ "Maison",
    type_bati == "Hébergement" & str_detect(name, regex("chambre", ignore_case =
TRUE)) ~ "Chambre", #ligne inutile pour type_propriete mais utile pour
type_logement
    TRUE ~ type_bati),
  type_propriete = case_when(
    type_bati_clean %in% c("Appartement", "Appartement en résidence") ~
"Appartement",
```

```

      type_bati_clean %in% c("Maison d'hôtes", "Chambre d'hôtes", "Hôtel",
"Logement de vacances", "Hébergement touristique structuré") ~ "Hébergement
touristique structuré",
      type_bati_clean %in% c("Cabane", "Cabane de berger", "Bergerie","Château",
"Tiny house", "Yourte", "Tente", "Grange", "Tour", "Hébergement atypique") ~
"Hébergement atypique",
      type_bati_clean %in% c("Maison", "Villa") ~ "Maison",
      TRUE ~ NA_character_),
    type_logement=case_when(
      type_bati_clean %in% c("Chambre","Chambres","Chambre d'hôtes","Maison
d'hôtes","Hôtel") ~ "Chambre",
      type_bati_clean == "Hébergement" ~ NA_character_,
      TRUE ~ "Logement entier"))%>%
select(identifiant,LIBGEO,latitude,longitude,prix_nuit,capacite,type_propriete,type
_logement)

```

Agrégation des données à l'échelle communale et construction des indicateurs communaux :

```

Marvejols_commune <- Marvejols %>%
  group_by(LIBGEO) %>%
  summarise(
    nb_annonces = n_distinct(identifiant),
    part_logement_entier = sum(type_logement == "Logement entier", na.rm =
TRUE)/n(),
    part_chambre=sum(type_logement=="Chambre",na.rm=TRUE)/n(),
    part_appartement = sum(type_propriete == "Appartement", na.rm = TRUE)/n(),
    part_maison = sum(type_propriete == "Maison", na.rm = TRUE)/n(),
    part_hebergement_touristique_structure = sum(type_propriete == "Hébergement
touristique structuré", na.rm = TRUE)/n(),
    part_hebergement_atypique = sum(type_propriete == "Hébergement atypique", na.rm
= TRUE)/n(),
    cap_tot = sum(capacite, na.rm = TRUE),
    cap_moy = mean(capacite, na.rm = TRUE),
    prix_moy_nuit = mean(prix_nuit, na.rm = TRUE),
    prix_med_nuit = median(prix_nuit, na.rm = TRUE),
    prix_sd_nuit = sd(prix_nuit, na.rm = TRUE),
    .groups = "drop")

```

Annexe 5 : Tableau du tri-à-plat de la variable intermédiaire *type_bati*.

Tableau 2 – Répartition des types de biens proposés sur Airbnb (variable *type_bati*)
Issu du web scraping des annonces Airbnb appliqué à la commune de Marvejols

Caractéristique	N = 143 ¹
type_bati	
Appartement	39 (27%)
Appartement en résidence	1 (0,7%)
Cabane	2 (1,4%)
Chambre	42 (29%)
Chambre d'hôtes	11 (7,7%)
Chambres	5 (3,5%)
Grange	2 (1,4%)
Hébergement	19 (13%)
Hôtel	8 (5,6%)
Logement de vacances	1 (0,7%)
Maison d'hôtes	2 (1,4%)
Tente	6 (4,2%)
Tiny house	3 (2,1%)
Yourte	2 (1,4%)

¹ n (%)

Source : Données issues du web scraping appliqué à la commune de Marvejols ; traitement personnel.

Champ : Ensemble des annonces de logements Airbnb localisées dans le périmètre scrapé (N=143).

Lire ainsi : Parmi les annonces Airbnb scrapées, 39 sont des appartements.

Annexe 6 : Résumé et source des variables de la base de données finale “bcf”.

Code variable	Libellé variable	Source
CODGEO	Code de la commune (INSEE)	Grille communale de densité 2025
LIBGEO	Libellé des communes	Grille communale de densité 2025
DEP	Département auquel appartient la commune	Grille communale de densité 2025
DENS	Degré de densité (3 postes)	Grille communale de densité 2025
LIBDENS	Libellé du degré de densité (3 postes)	Grille communale de densité 2025
PMUN22	Population municipale 2022	Grille communale de densité 2025

P1	Part de la population vivant dans des carreaux de niveau 1 de densité	Grille communale de densité 2025
P2	Part de la population vivant dans des carreaux de niveau 2 de densité	Grille communale de densité 2025
P3	Part de la population vivant dans des carreaux de niveau 3 de densité	Grille communale de densité 2025
DENS7	Degré de densité (7 postes)	Grille communale de densité 2025
LIBDENS7	Libellé degré de densité (7 postes)	Grille communale de densité 2025
ETPTOT23	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 par commune	Flores 2023
ETTOT23	Effectif total des établissements recensés sur une commune	Flores 2023
AZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Agriculture, sylviculture et pêche	Flores 2023
C1	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Fabrication de denrées alimentaires, de boissons et de produits à base de tabac	Flores 2023
C2	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Cokéfaction et raffinage	Flores 2023
C3	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Fabrication d'équipements électriques, électroniques, informatiques; fabrication de machines	Flores 2023
C4	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Fabrication de matériels de transport	Flores 2023
C5	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Fabrication d'autres produits industriels	Flores 2023
DE	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Industries extractives, énergie, eau, gestion des déchets et dépollution	Flores 2023
FZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Construction	Flores 2023
GZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Commerce, réparation d'automobiles et de motocycles	Flores 2023
HZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Transports et entreposage	Flores 2023
IZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Hébergement et restauration	Flores 2023
JZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Information et communication	Flores 2023

KZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Activités financières et d'assurance	Flores 2023
LZ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Activités immobilières	Flores 2023
MN	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Activités spécialisées, scientifiques et techniques et activités de services administratifs et de soutien	Flores 2023
OQ	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Administration publique, enseignement, santé humaine et action sociale	Flores 2023
RU	Effectif total des salariés présents la dernière semaine de décembre 2023 : Autres activités de service	Flores 2023
Nb_mutations	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2024	DVF 2024
NbMaisons	Nombre de ventes de biens individuels (maisons, villas, pavillons) en 2024	DVF 2024
NbApparts	Chiffre issu du nombre de ventes d'appartements (logements en immeuble collectif) en 2024	DVF 2024
propmaison	Part des ventes de biens individuels dans l'ensemble des transactions immobilières enregistrées en 2024	DVF 2024
propappart	Part des ventes d'appartements dans l'ensemble des transactions immobilières en 2024	DVF 2024
PrixMoyen	Prix moyen - moyenne arithmétique de tous les prix en 2024	DVF 2024
Prixm2Moyen	Moyenne de tous les prix de vente au m² enregistrés dans une commune en 2024	DVF 2024
SurfaceMoy	Surface moyenne des logements vendus dans une commune en 2024	DVF 2024
PM2_2014	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2014	DVF 2014
NB_MUT_2014	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2014	DVF 2014
PM2_2015	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2015	DVF 2015
NB_MUT_2015	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2015	DVF 2015
PM2_2016	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2016	DVF 2016
NB_MUT_2016	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2016	DVF 2016
PM2_2017	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2017	DVF 2017

NB_MUT_2017	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2017	DVF 2017
PM2_2018	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2018	DVF 2018
NB_MUT_2018	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2018	DVF 2018
PM2_2019	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2019	DVF 2019
NB_MUT_2019	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2019	DVF 2019
PM2_2020	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2020	DVF 2020
NB_MUT_2020	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2020	DVF 2020
PM2_2021	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2021	DVF 2021
NB_MUT_2021	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2021	DVF 2021
PM2_2022	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2022	DVF 2022
NB_MUT_2022	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2022	DVF 2022
PM2_2023	Prix moyen au m2 des logements vendus en 2023	DVF 2023
NB_MUT_2023	Nombre de transactions immobilières enregistrées dans les données DVF pour la commune en 2023	DVF 2023
P22_POP0014	Nombre de personnes de 0 à 14 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POP1529	Nombre de personnes de 15 à 29 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POP3044	Nombre de personnes de 30 à 44 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POP4559	Nombre de personnes de 45 à 59 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POP6074	Nombre de personnes de 60 à 74 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POP7589	Nombre de personnes de 75 à 89 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POP90P	Nombre de personnes de 90 ans ou plus en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POPH	Nombre total d'hommes en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_POPF	Nombre total de femmes en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025

C22_POP15P	Nombre de personnes de 15 ans ou plus en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC1_1_21	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Agriculteurs exploitants en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC1_2_22	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Artisans, Commerçants, Chefs d'entreprise en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC1_3_23	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Cadres et Professions intellectuelles supérieures en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC1_4_24	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Professions intermédiaires en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC1_5_25	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Employés en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC1_6_26	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Ouvriers en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC3_2	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Retraités en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_POP15P_STAT_GSEC4_0	Nombre de personnes de 15 ans ou plus Autres personnes sans activité professionnelle en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_LOG	Nombre de logements en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_RP	Nombre de résidences principales en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_RSECOCC	Nombre de résidences secondaires et logements occasionnels en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_LOGVAC	Nombre de logements vacants en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_MAISON	Nombre de maisons en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_APPART	Nombre d'appartements en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_RP_PROP	Nombre de résidences principales occupées par propriétaires en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_RP_LOC	Nombre de résidences principales occupées par locataires en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_RP_LOCHLMV	Nombre de résidences principales HLM loué vide en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_ANEM_RP	Ancienneté totale d'emménagement dans les résidences principales en années en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSCOL15P_DIPLMIN	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'aucun diplôme ou au plus un CEP en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025

P22_NSCOL15P_BEPC	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'un BEPC, brevet des collèges, DNB en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSCOL15P_CAPBEP	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'un CAP, d'un BEP ou équivalent en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSCOL15P_BAC	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'un Baccalauréat, brevet professionnel ou équivalent en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSCOL15P_SUP2	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'un diplôme de l'enseignement supérieur de niveau Bac + 2 en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSCOL15P_SUP34	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'un diplôme de l'enseignement supérieur de niveau Bac + 3 ou Bac + 4 en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSCOL15P_SUP5	Nombre de personnes non scolarisées de 15 ans ou plus titulaires d'un diplôme de l'enseignement supérieur de niveau Bac + 5 ou plus en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_SAL15P	Nombre de personnes salariées de 15 ans ou plus en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_NSAL15P	Nombre de personnes non-salariées de 15 ans ou plus en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_ACT1564	Nombre de personnes actives de 15 à 64 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_CHOM1564	Nombre de chômeurs de 15 à 64 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
C22_ACTOCC1564	Nombre de personnes actives occupées de 15 à 64 ans en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_EMPLT	Nombre d'emplois au lieu de travail en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
P22_EMPLT_SAL	Nombre d'emplois salariés au lieu de travail en 2022	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
SUPERF	Superficie (en km²)	Insee, base du dossier complet, RP2022, géographie au 01/01/2025
NBMENFISC21	Nombre de ménages fiscaux	Insee, base du dossier complet, DGFIP-Cnaf-Cnav-Ccmsa, Fichier localisé social et fiscal (FiLoSoFi) en géographie au 01/01/2024
NBPERSMENFISC21	Nombre de personnes dans les ménages fiscaux	Insee, base du dossier complet, DGFIP-Cnaf-Cnav-Ccmsa, Fichier localisé social et fiscal (FiLoSoFi) en géographie au 01/01/2024
MED21	Médiane du niveau de vie (€)	Insee, base du dossier complet, DGFIP-Cnaf-Cnav-Ccmsa, Fichier localisé social et fiscal (FiLoSoFi) en géographie au 01/01/2024

PIMP21	Part des ménages fiscaux imposés (%)	Insee, base du dossier complet, DGFIP-Cnaf-Cnav-Ccmsa, Fichier localisé social et fiscal (FiLoSoFi) en géographie au 01/01/2024
TP6021	Taux de pauvreté-Ensemble (%)	Insee, base du dossier complet, DGFIP-Cnaf-Cnav-Ccmsa, Fichier localisé social et fiscal (FiLoSoFi) en géographie au 01/01/2024
RD21	Rapport interdécile 9e décile/1er décile	Insee, base du dossier complet, DGFIP-Cnaf-Cnav-Ccmsa, Fichier localisé social et fiscal (FiLoSoFi) en géographie au 01/01/2024
SNEMM_23	Salaire net mensuel moyen en équivalent temps plein en 2023 (€)	Insee, base du dossier complet, Base Tous salariés, fichier Postes au lieu de travail en géographie au 01/01/2025
HT26	Nombre d'hôtels au 1er janvier 2025	Insee, base du dossier complet, partenaires territoriaux en géographie au 01/01/2025
HTCH26	Nombre de chambres dans les hôtels au 1er janvier 2025	Insee, base du dossier complet, partenaires territoriaux en géographie au 01/01/2025
CPG26	Nombre de terrains de camping au 1er janvier 2025	Insee, base du dossier complet, partenaires territoriaux en géographie au 01/01/2025
RT26	Nombre de résidences de tourisme et hébergements assimilés au 1er janvier 2025	Insee, base du dossier complet, partenaires territoriaux en géographie au 01/01/2025
RTUH26	Nombre total d'unités d'hébergements dans les résidences de tourisme et hébergements assimilés au 1er janvier 2025	Insee, base du dossier complet, partenaires territoriaux en géographie au 01/01/2025
BPE_2024_B207	Boulangerie-pâtisserie en 2024	Insee, base du dossier complet, base permanente des équipements au 01/01/2024
NBCOMAL	Nombre total de commerces alimentaires	Insee, base du dossier complet, base permanente des équipements au 01/01/2024, indicateur créé à partir des variables BPE_2024_B104, BPE_2024_B105, BPE_2024_B201, BPE_2024_B202
nb_annonces	Nombre total d'annonces Airbnb dans la commune	Web scraping
part_logement_entier	Part de logements entiers Airbnb dans la commune	Web scraping
part_chambre	Part de chambres Airbnb (compris chambres et maisons d'hôtes, hôtels) dans la commune	Web scraping
part_appartement	Part d'appartements (compris comme appartements, appartements en résidence, studios) Airbnb dans la commune	Web scraping
part_maison	Part de maisons Airbnb dans la commune	Web scraping

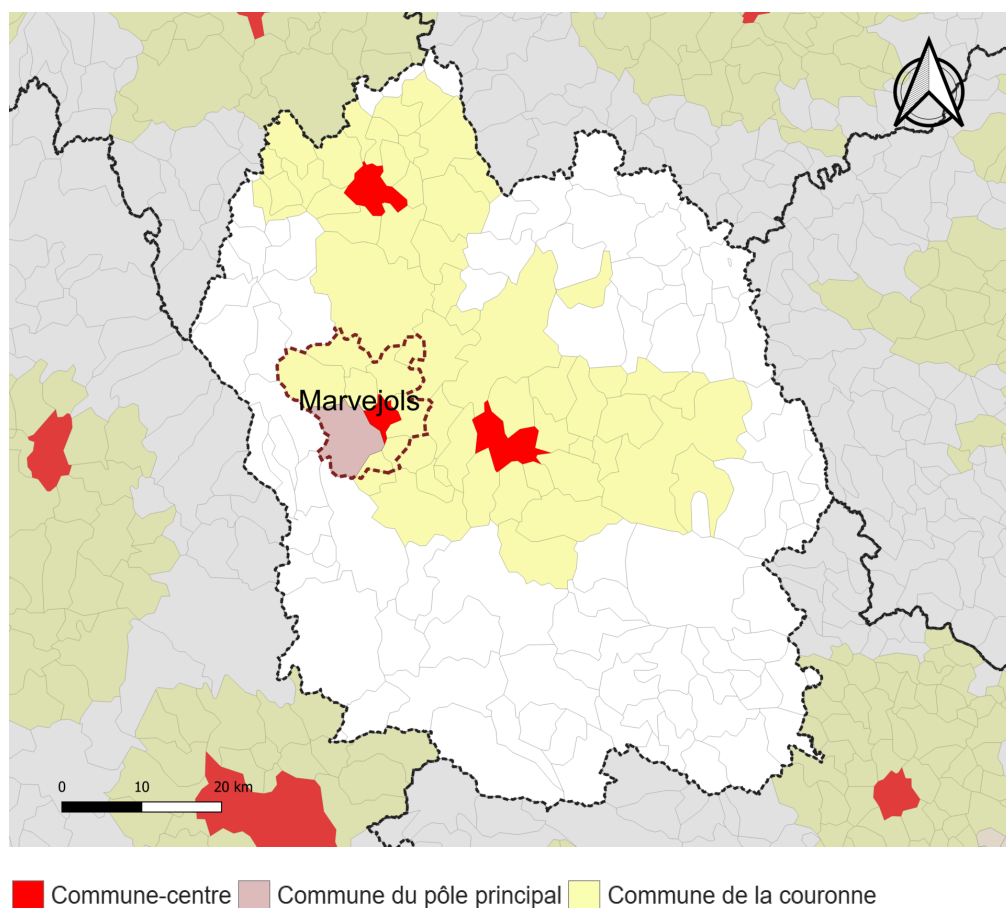
part_hébergement_touristique_structure	Part d'hébergements touristiques structurés (compris comme maisons et chambres d'hôtes, hôtels, logements de vacances) Airbnb dans la commune	Web scraping
part_hebergement_atypique	Part d'hebergements atypiques (compris comme cabanes, château, bergerie, yourte, tente etc) Airbnb dans la commune	Web scraping
cap_tot	Capacité totale Airbnb dans la commune	Web scraping
cap_moy	Capacité moyenne Airbnb dans la commune	Web scraping
prix_moy_nuit	Prix moyen par nuit des locations Airbnb dans la commune	Web scraping
prix_med_nuit	Prix médian par nuit des locations Airbnb dans la commune	Web scraping
prix_sd_nuit	Ecart-type des prix par nuit des locations Airbnb dans la commune	Web scraping
dens_airbnb_pop	Nombre d'annonces Airbnb rapporté à la population municipale 2022, exprimé pour 1000 habitant.e.s	Traitement personnel, calculé à partir des variables nb_annonces et PMUN22
dens_airbnb_log	Nombre d'annonces Airbnb rapporté au parc total de logements, exprimé en pourcentages du parc immobilier	Traitement personnel, calculé à partir des variables nb_annonces et P22_LOG
dens_airbnb_km2	Nombre d'annonces Airbnb rapporté à la superficie communale. Exprime l'intensité spatiale de la présence Airbnb (annonces par km2)	Traitement personnel, calculé à partir des variables nb_annonces et SUPERF
part_res_princ	Part des résidences principales dans le parc total de logements	Traitement personnel, calculé comme le rapport entre les variables P22_RP et P22_LOG
part_res_sec	Part des résidences secondaires et logements occasionnels dans le parc total de logements	Traitement personnel, calculé comme le rapport entre les variables P22_RSECOCC et P22_LOG
part_log_vac	Part des logements vacants dans le parc total de logements	Traitement personnel, calculé comme le rapport entre les variables P22_LOGVAC et P22_LOG
part_prop	Part des résidences principales occupées par des propriétaires	Traitement personnel, calculé comme le rapport entre les variables P22_RP_PROP et P22_RP
part_loc	Part des résidences principales occupées par des locataires	Traitement personnel, calculé comme le rapport entre les variables P22_RP_LOC et P22_RP
part_hlm	Part des logements sociaux (HLM) parmi les résidences principales	Traitement personnel, calculé comme le rapport entre les variables P22_RP_LOCHLMV et P22_RP

Annexe 7 : Localisation de la commune de Marvejols et de son aire d'attraction dans le département de la Lozère.

Carte des aires d'attraction des villes 2020 dans le département de la Lozère.

Mise en exergue de l'aire d'attraction de Marvejols.

Découpage communal au 1^{er} janvier 2020 selon la définition de l'Insee.



Source : Roland45. *Carte des aires d'attraction des villes 2020 dans le département de la Lozère (France). Mise en exergue de l'aire d'attraction de Marvejols. Découpage communal au 1^{er} janvier 2020.* 21 novembre 2020. [File:48-AAV2020-Marvejols.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:48-AAV2020-Marvejols.png) - [Wikimedia Commons](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:48-AAV2020-Marvejols.png).

Champ : Ensemble des communes du département de la Lozère (N = 152).

Lecture : L'aire d'attraction de Marvejols correspond à l'espace de vie structuré par les déplacements domicile-travail vers la commune-centre (Marvejols).

Annexe 8 : Base de données finale pour la commune de Marvejols.

Nombre de variables : 136.

Nombre d'observations : 1.

Variable	Valeur
CODGEO	48092
LIBGEO	Marvejols
DEP	Lozère
DENS	3
LIBDENS	Rural
PMUN22	4752
P1	0
P2	0
P3	100
DENS7	5
LIBDENS7	Bourgs ruraux
ETPTOT23	2173
ETTOT23	237
AZ	15
FZ	78
OQ	1261
C1	28
DE	24
GZ	264
HZ	116
JZ	7
KZ	43
MN	155

C3	6
C4	0
IZ	43
LZ	7
RU	56
C5	70
C2	0
PM2_2014	1259.05128205128
NB_MUT_2014	39
PM2_2015	1436.76666666667
NB_MUT_2015	30
PM2_2016	1351.77142857143
NB_MUT_2016	35
PM2_2017	1303.09090909091
NB_MUT_2017	22
PM2_2018	1324.26923076923
NB_MUT_2018	26
PM2_2019	1352.21568627451
NB_MUT_2019	51
PM2_2020	1319.82608695652
NB_MUT_2020	69
PM2_2021	1378.25
NB_MUT_2021	64
PM2_2022	1411.85964912281
NB_MUT_2022	57
PM2_2023	1319.82608695652
NB_MUT_2023	69
Nb_mutations	52
NbMaisons	27

NbApparts	25
propmaison	48
propappart	52
PrixMoyen	97921
Prixm2Moyen	1409
SurfaceMoy	71
SUPERF	12.45
P22_POP0014	663.02794172452
P22_POP1529	696.892324879854
P22_POP3044	796.399685598248
P22_POP4559	847.136892040063
P22_POP6074	930.734654731428
P22_POP7589	692.1003460372
P22_POP90P	125.708154988689
P22_POPH	2281.66784402609
P22_POPF	2470.33215597391
C22_POP15P	4044.91513082826
C22_POP15P_STAT_GSEC11_21	5.31001096521193
C22_POP15P_STAT_GSEC12_22	79.5743160910211
C22_POP15P_STAT_GSEC13_23	171.664192304031
C22_POP15P_STAT_GSEC14_24	622.84243866848
C22_POP15P_STAT_GSEC15_25	524.191525124315
C22_POP15P_STAT_GSEC16_26	525.257278237753
C22_POP15P_STAT_GSEC32	1523.83292357195
C22_POP15P_STAT_GSEC40	592.242445865499
P22_NSCOL15P_DIPLMIN	899.104779892177
P22_NSCOL15P_BEPC	276.079044832451
P22_NSCOL15P_CAPBEP	901.577641713337
P22_NSCOL15P_BAC	682.568680760596

P22_NSCOL15P_SUP2	433.684791410497
P22_NSCOL15P_SUP34	375.249029644077
P22_NSCOL15P_SUP5	203.791503667021
P22_ACT1564	1979.28859006942
C22_ACTOCC1564	1788.77693321738
P22_CHOM1564	156.909736363716
P22_EMPLT	2814.08809001601
P22_EMPLT_SAL	2531.83061629756
P22_SAL15P	1660.31339321267
P22_NSAL15P	206.79533335548
NBMENFISC21	2189
NBPERSMENFISC21	4211
MED21	21730
PIMP21	48,0
TP6021	15,0
RD21	2,9
SNEMM_23	2151.5601188201
P22_LOG	3358.25558238663
P22_RP	2237.52607228072
P22_RSECOCC	389.564641821782
P22_LOGVAC	731.164868284125
P22_MAISON	1597.75155997272
P22_APPART	1718.20628987479
P22_RP_PROP	1212.02081063846
P22_RP_LOC	965.890008626692
P22_RP_LOCHLMV	216.238132016342
P22_ANEM_RP	36285.5294330504
HT26	3
HTCH26	92

CPG26	1
RT26	0
RTUH26	0
BPE_2024_B207	8
NBCOMAL_2024	4
nb_annonces	17
part_logement_entier	70.5882352941177
part_chambre	29.4117647058824
part_appartement	52.9411764705882
part_maison	5.88235294117647
part_hebergement_touristique_structure	0
part_hebergement_atypique	11.7647058823529
cap_tot	38
cap_moy	2.23529411764706
prix_moy_nuit	109.764705882353
prix_med_nuit	96
prix_sd_nuit	71.9509636938282
dens_airbnb_pop	3.57744107744108
dens_airbnb_log	0.506215193660707
dens_airbnb_km2	1.36546184738956
part_res_princ	66.627629058851
part_res_sec	11.6002082707751
part_log_vac	21.7721626703738
part_prop	54.1678966628998
part_loc	43.1677655332148
part_hlm	9.66416144576718