

Offre ferroviaire et dépendance automobile dans les communes françaises

Une analyse communale de l'association entre intensité de desserte ferroviaire et part modale automobile en 2022

Florian Maillard

2026

Résumé

Cette étude examine l'association entre l'intensité de l'offre ferroviaire et la part modale automobile dans les communes françaises en 2022. L'analyse combine des données ouvertes relatives aux modes de déplacement domicile-travail, aux caractéristiques socio-démographiques des communes, au zonage en aires d'attraction des villes (AAV) et à la desserte ferroviaire issue de Géofer, plateforme développée par le Cerema.

L'analyse principale est restreinte aux 2 144 communes disposant d'une desserte ferroviaire effective en 2022 et pour lesquelles l'ensemble des variables de contrôle est disponible. L'offre ferroviaire est mesurée par le nombre moyen d'arrêts ferroviaires observés un jour de semaine, agrégé au niveau communal et transformé logarithmiquement. Après contrôle de la densité de population, de la taille de la commune, du niveau de vie médian et de la position dans l'aire d'attraction des villes, une offre ferroviaire plus importante est associée à une part modale automobile plus faible. Le coefficient estimé pour le logarithme du nombre d'arrêts ferroviaires est de -1,787 (IC95

L'inférence reste robuste lorsque les erreurs-types sont clusterisées par département : le coefficient demeure -1,787, avec un intervalle de confiance à 95

Ces résultats fournissent une preuve statistique robuste d'association entre intensité de desserte ferroviaire et moindre dépendance automobile. Ils ne constituent toutefois pas une preuve causale : l'offre ferroviaire peut rester corrélée à des caractéristiques territoriales non observées qui influencent également les comportements de mobilité.

Mots-clés

mobilité ; ferroviaire ; automobile ; part modale ; communes ; transport ; accessibilité ; open data ; France ; Géofer

1 Introduction

La dépendance automobile résulte à la fois de comportements individuels et de contraintes structurelles liées à l'organisation des territoires. La littérature a notamment mis en évidence le rôle de la densité, de la diversité des fonctions urbaines et de la forme bâtie dans les comportements de déplacement [12, 11, 6, 8]. Dans les espaces où les emplois, les services et les équipements sont éloignés des lieux de résidence, ou lorsque les alternatives à la voiture sont rares, l'automobile peut constituer moins un choix qu'une nécessité fonctionnelle.

Cette distinction est importante pour l'évaluation des politiques de mobilité. Une forte part modale automobile peut refléter des préférences individuelles, mais également l'absence d'alternatives crédibles. Les travaux sur la fréquentation des transports collectifs montrent que l'offre de service et les caractéristiques territoriales contribuent conjointement à expliquer l'usage du transport public [16, 3]. Inversement, la seule présence d'une infrastructure ferroviaire ne garantit pas qu'elle constitue une alternative réellement utilisable : une gare très faiblement desservie et une gare bénéficiant d'un service cadencé ne représentent pas la même offre de transport. Cette distinction entre accessibilité physique

au rail et qualité effective de l’offre est également discutée dans la littérature sur le développement orienté vers les transports collectifs [7].

L’objectif de cette étude est donc de dépasser la simple comparaison entre communes avec et sans gare pour examiner l’intensité de la desserte ferroviaire. La question de recherche est la suivante :

À caractéristiques territoriales comparables, les communes bénéficiant d’une offre ferroviaire plus importante présentent-elles une part modale automobile plus faible ?

L’analyse repose exclusivement sur des données ouvertes et sur un pipeline reproductible en Python. L’unité statistique est la commune française.

2 Données

2.1 Jeux de données et identifiants

L’analyse repose exclusivement sur des jeux de données ouverts diffusés sur data.gouv.fr. Afin de faciliter la reproductibilité, les identifiants des jeux de données utilisés sont indiqués ci-dessous.

- Part d’actifs selon le mode de transport principalement utilisé pour aller travailler
 - ID data.gouv.fr : 69b987f0c23eb0dd77b7ef87
 - Millésime utilisé : 2022
- Densité de population
 - ID data.gouv.fr : 69b98949748e7142f7dbf8e9
 - Millésime utilisé : 2022
- Niveau de vie médian
 - ID data.gouv.fr : 69b9895e1bf5eccb0bd6c7af
 - Millésime utilisé : 2021
- Géofer : Données de potentiel territorial des gares ferroviaires
 - Producteur : Cerema
 - ID data.gouv.fr : 6a4f9d36ecbf25ed35d214bb
 - Millésime utilisé pour la desserte : 2022
- Communes et villes de France : codes, géographie et zonages
 - ID data.gouv.fr : 6745d9ae4524d845d2138193
 - Ressource utilisée : fichier communal 2026 contenant notamment le zonage en aires d’attraction des villes 2020 et le code départemental

Les traitements appliqués à ces sources sont réalisés localement par les scripts du projet ; les jeux de données publiés sur data.gouv.fr ne sont pas modifiés.

2.2 Part modale automobile

La variable expliquée est la part des actifs occupés utilisant principalement la voiture pour leurs déplacements domicile-travail en 2022.

Les données proviennent du jeu « Part d’actifs selon le mode de transport principalement utilisé pour aller travailler », diffusé sur data.gouv.fr par le Tableau de bord des mobilités durables à partir du recensement de la population de l’Insee [15].

L’indicateur est disponible à la maille communale et exprime la part des actifs occupés de 15 ans ou plus déclarant la voiture comme mode principal de déplacement domicile-travail.

La variable utilisée dans l’analyse est notée :

$$Y_i = \text{share_car}_i$$

où i désigne une commune.

2.3 Offre ferroviaire

L’offre ferroviaire provient du jeu de données Géofer du Cerema [5].

Géofer fournit, pour chaque gare, le nombre moyen de circulations par type de service sur un jour de semaine. Selon la méthodologie du Cerema, la desserte annuelle est calculée à partir de la moyenne du nombre de circulations observées entre le 1er septembre et le 31 octobre de l'année considérée.

Pour 2022, les variables disponibles distinguent notamment :

- les arrêts TER ;
- les arrêts TGV ;
- les arrêts Intercités ;
- les arrêts de cars associés.

Afin de mesurer uniquement l'offre ferroviaire, l'indicateur principal est défini comme :

$$\text{rail_stops}_{i,2022} = \text{TER}_{i,2022} + \text{TGV}_{i,2022} + \text{Intercites}_{i,2022}$$

Les valeurs sont agrégées par commune.

La distribution étant fortement asymétrique, la variable explicative principale est :

$$X_i = \log(1 + \text{rail_stops}_{i,2022})$$

L'analyse principale est restreinte aux communes pour lesquelles $\text{rail_stops}_{i,2022} > 0$.

2.4 Variables de contrôle

Les modèles incluent plusieurs caractéristiques communales susceptibles d'être associées simultanément à l'offre ferroviaire et à l'utilisation de la voiture :

- densité de population en 2022 [13] ;
- population communale ;
- niveau de vie médian [14] ;
- catégorie de la commune dans le zonage en aires d'attraction des villes 2020 [9].

La densité est introduite sous forme logarithmique avec un terme quadratique afin d'autoriser une relation non linéaire :

$$D_i = \log(\text{densite}_i)$$

et

$$(D_i - \bar{D})^2$$

Le logarithme de la population et le niveau de vie médian sont standardisés.

Le zonage AAV distingue notamment les communes-centres, les autres communes des pôles, les communes des couronnes et les communes hors attraction des pôles. Ce contrôle vise à tenir compte de la position fonctionnelle de la commune dans le système territorial, et notamment des relations domicile-travail avec les pôles d'emploi.

2.5 Construction de l'échantillon

Le fichier communal final contient 34 858 communes et 32 variables après rapprochement des différentes sources.

L'échantillon de régression complet contient 31 203 communes disposant de toutes les variables requises.

L'analyse principale consacrée à l'intensité de desserte ferroviaire porte sur 2 144 communes effectivement desservies par le rail en 2022 et disposant de l'ensemble des covariables.

La distribution de l'offre parmi ces communes est fortement asymétrique, ce qui motive l'emploi d'une transformation logarithmique dans les modèles (figure 1).

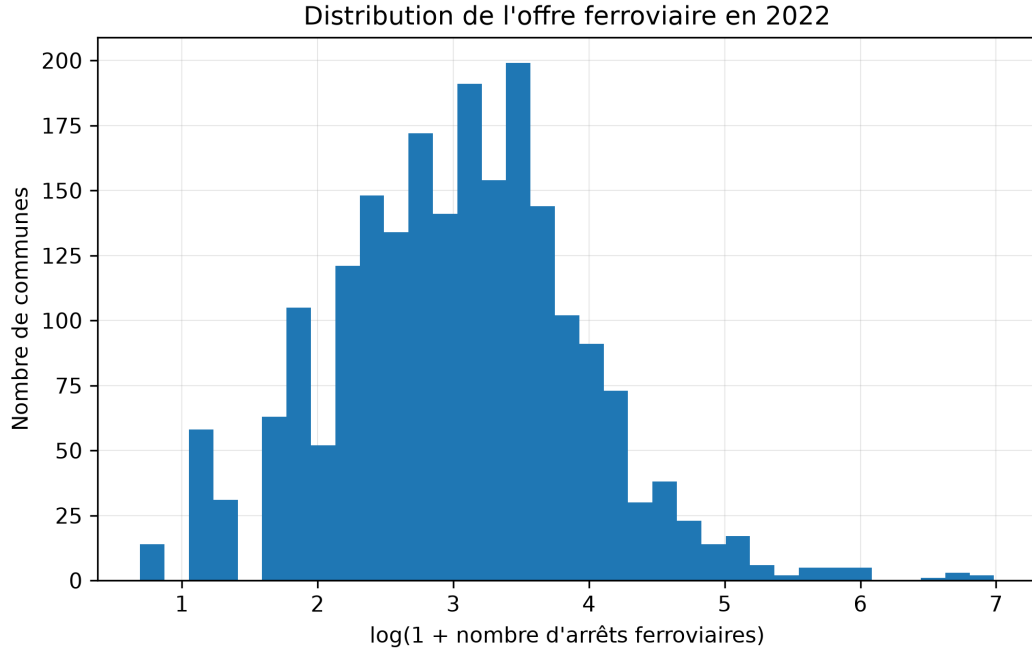


FIGURE 1 – Distribution de l’intensité de desserte ferroviaire dans les communes effectivement desservies en 2022. L’axe horizontal représente $\log(1 + n)$, où n est le nombre moyen d’arrêts TER, TGV et Intercités agrégé au niveau communal. La transformation logarithmique réduit l’asymétrie de la distribution tout en conservant l’ordre des niveaux de desserte.

3 Méthode

3.1 Modèle de base

Le modèle est estimé par moindres carrés ordinaires :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + f(D_i) + \beta_2 P_i + \beta_3 R_i + \gamma A_i + \varepsilon_i$$

où :

- Y_i est la part modale automobile ;
- X_i est le logarithme du nombre d’arrêts ferroviaires ;
- $f(D_i)$ est une fonction quadratique du logarithme de la densité ;
- P_i est le logarithme standardisé de la population ;
- R_i est le niveau de vie médian standardisé ;
- A_i représente la catégorie AAV ;
- ε_i est le terme d’erreur.

Les erreurs-types sont d’abord calculées avec l’estimateur robuste HC3, afin de limiter la sensibilité de l’inférence à l’hétéroscédasticité [17].

3.2 Tests de robustesse

Plusieurs spécifications sont comparées.

1. Modèle incluant la distance moyenne parcourue en voiture.
2. Modèle sans cette distance, afin d’éviter de contrôler par une variable potentiellement postérieure au choix modal.
3. Modèle ajoutant la catégorie AAV.
4. Erreurs-types clusterisées par département afin d’autoriser une corrélation intra-départementale des résidus, suivant le principe de l’inférence robuste par grappes [4].
5. Analyse de l’offre par quartiles plutôt que sous forme logarithmique continue.

Les coefficients doivent être interprétés comme des associations conditionnelles et non comme des effets causaux.

4 Résultats

4.1 Présence d'une gare

Dans un premier modèle portant sur l'ensemble des communes, la présence d'une gare est associée à une part modale automobile inférieure de 2,73 points, après contrôle des caractéristiques incluses dans la spécification.

Ce résultat montre qu'une différence existe entre communes avec et sans gare, mais ne permet pas de distinguer l'existence de l'infrastructure de l'intensité réelle du service.

4.2 Intensité de desserte parmi les communes desservies

Sur les 2 144 communes effectivement desservies, le coefficient associé à $\log(1 + \text{rail_stops})$ est :

$$\hat{\beta}_1 = -1,776$$

avec une erreur-type HC3 de 0,279 et un intervalle de confiance à 95 % de :

$$[-2,324; -1,229]$$

Le coefficient est statistiquement significatif avec $p < 0,001$.

Le modèle explique environ 47,3 % de la variance observée de la part automobile ($R^2 = 0,473$).

4.3 Retrait de la distance automobile

La distance moyenne des déplacements en voiture peut être problématique comme covariable, car elle est observée conditionnellement au choix de la voiture.

Lorsque cette variable est retirée, le coefficient ferroviaire devient :

$$\hat{\beta}_1 = -1,744$$

avec un intervalle de confiance à 95 % :

$$[-2,268; -1,219]$$

Le résultat est donc pratiquement inchangé.

4.4 Contrôle de la position dans l'aire d'attraction des villes

L'ajout de la catégorie AAV améliore sensiblement le pouvoir explicatif du modèle :

$$R^2 = 0,519$$

Le coefficient associé à l'offre ferroviaire est alors :

$$\hat{\beta}_1 = -1,787$$

avec une erreur-type HC3 de 0,268, un intervalle de confiance à 95 % de :

$$[-2,312; -1,262]$$

et $p < 0,001$.

L'ajout de ce contrôle territorial ne réduit donc pas l'association observée entre offre ferroviaire et part automobile.

La figure 2 représente cette association ajustée. Elle montre les valeurs prédites par le modèle principal lorsque les autres covariables sont maintenues à leur valeur de référence : densité logarithmique

centrée à zéro, population et niveau de vie standardisés à zéro, et catégorie AAV de référence. La bande représente l'intervalle de confiance à 95 % de la moyenne prédite.

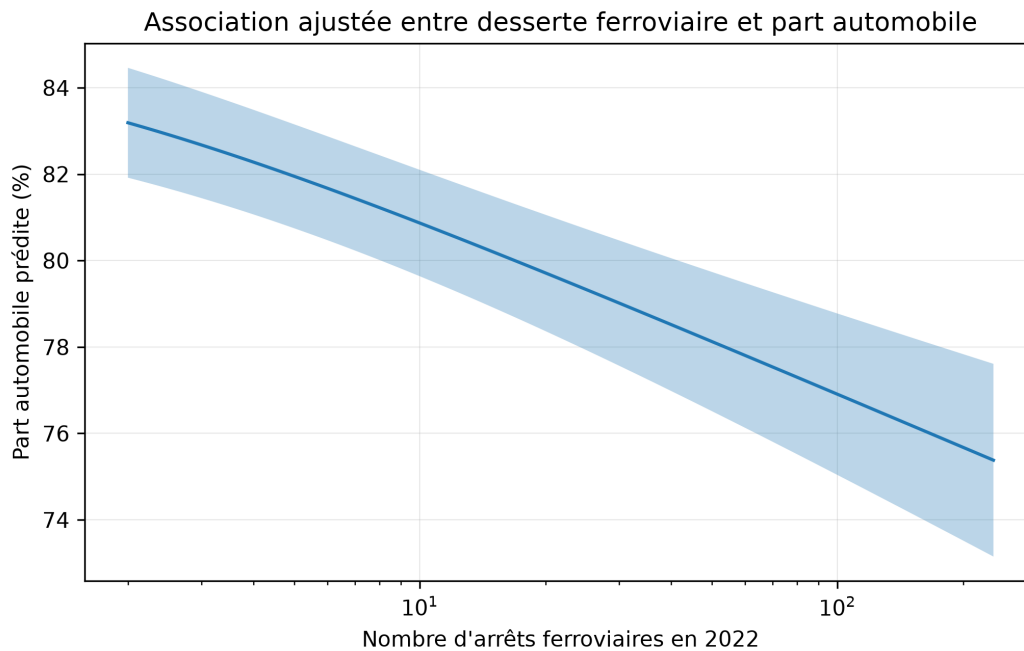


FIGURE 2 – Association ajustée entre intensité de desserte ferroviaire et part modale automobile. La courbe correspond aux prédictions du modèle incluant la densité, la population, le niveau de vie et la catégorie AAV ; la bande indique l'intervalle de confiance à 95 % de la moyenne prédite. L'axe des abscisses est logarithmique. Cette représentation illustre une association conditionnelle et ne doit pas être interprétée comme un effet causal.

4.5 Erreurs-types clusterisées par département

Pour tenir compte du fait que les communes d'un même département peuvent partager des caractéristiques non observées, les erreurs-types du modèle précédent sont recalculées en autorisant une corrélation arbitraire des résidus au sein de chaque département.

Le coefficient reste nécessairement identique :

$$\hat{\beta}_1 = -1,787$$

mais son erreur-type passe de 0,268 à 0,479.

L'intervalle de confiance à 95 % devient :

$$[-2,725; -0,849]$$

Le coefficient demeure statistiquement significatif ($p < 0,001$).

Cette spécification constitue le principal test de robustesse de l'inférence statistique retenu dans cette étude.

4.6 Interprétation du coefficient logarithmique

Avec une spécification semi-logarithmique, un doublement de l'offre correspond à une variation de $\ln(2)$ de la variable explicative.

L'association estimée est donc :

$$-1,787 \times \ln(2) \simeq -1,24$$

Ainsi, dans le modèle contrôlé, un doublement du nombre moyen d'arrêts ferroviaires est associé à environ 1,24 point de pourcentage de part automobile en moins.

À partir de l'intervalle clusterisé, l'intervalle correspondant à un doublement de l'offre est approximativement :

$$[-1,89; -0,59]$$

point de pourcentage.

4.7 Analyse par quartiles

L'offre ferroviaire est également répartie en quatre groupes de communes selon le niveau de desserte. Dans le modèle ajusté, avec le premier quartile comme catégorie de référence :

- deuxième quartile : -0,39 point ; différence non significative ($p = 0,375$) ;
- troisième quartile : -1,37 point ; $p = 0,003$;
- quatrième quartile : -2,77 points ; $p < 0,001$.

L'association ne semble donc pas correspondre à une diminution uniforme dès les niveaux les plus faibles de desserte. Elle devient surtout nette lorsque l'offre ferroviaire atteint des niveaux plus élevés.

Le résultat par quartiles est cohérent avec celui du modèle logarithmique tout en suggérant une possible non-linéarité de la relation.

Cette structure apparaît directement dans la figure 3 : les écarts associés aux troisième et quatrième quartiles sont négatifs, tandis que l'intervalle de confiance du deuxième quartile recouvre zéro.

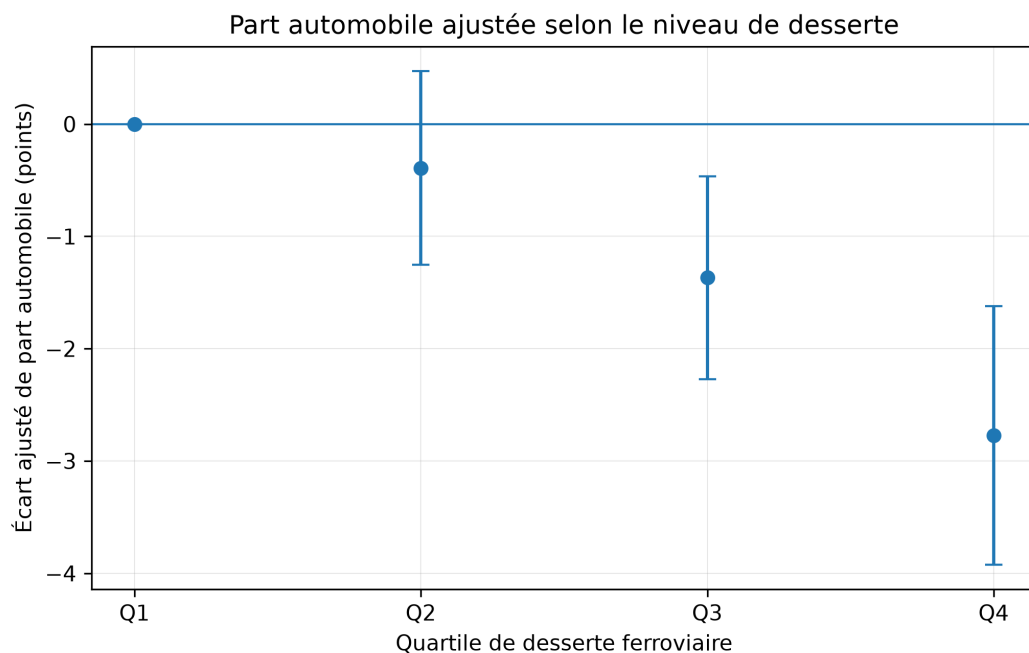


FIGURE 3 – Écarts ajustés de part modale automobile selon le quartile de desserte ferroviaire, relativement au premier quartile (Q1). Les points indiquent les coefficients estimés et les barres leurs intervalles de confiance à 95 %. Q2 ne se distingue pas statistiquement de Q1, tandis que Q3 et surtout Q4 présentent une part automobile significativement plus faible après ajustement.

5 Discussion

5.1 Résultat principal

Les différentes spécifications convergent vers le même résultat : parmi les communes disposant effectivement d'une desserte ferroviaire, les communes mieux desservies présentent une part modale automobile plus faible.

La stabilité du coefficient est notable :

Spécification	Coefficient de l'offre ferroviaire
Communes desservies, contrôles initiaux	-1,776
Sans distance automobile	-1,744
Avec contrôle AAV	-1,787
Avec contrôle AAV, SE cluster département	-1,787

La magnitude estimée varie donc très peu lorsque la spécification est modifiée.

La figure 4 synthétise cette stabilité. Le passage d'erreurs-types HC3 à des erreurs-types clusterisées par département élargit l'intervalle de confiance, comme attendu lorsque l'on autorise une dépendance intra-départementale [4], mais l'intervalle reste entièrement inférieur à zéro.

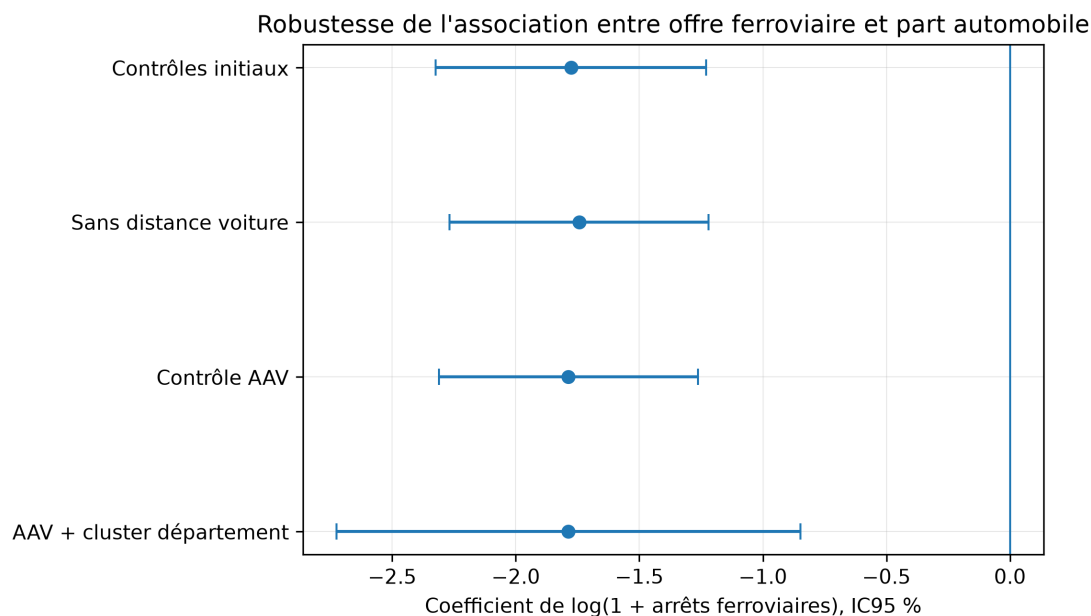


FIGURE 4 – Robustesse du coefficient associé au logarithme de l'offre ferroviaire, selon quatre spécifications. Les points représentent les coefficients estimés et les segments les intervalles de confiance à 95 %. Les trois premières spécifications utilisent des erreurs-types HC3 ; la dernière utilise des erreurs-types clusterisées par département. La stabilité du coefficient montre que le résultat principal ne dépend pas du contrôle de la distance automobile ni de l'ajout de la catégorie AAV.

5.2 Une relation entre alternative disponible et dépendance automobile

Le résultat est compatible avec une interprétation structurelle de la dépendance automobile. Il rejoint plus largement les travaux montrant que les caractéristiques du milieu urbain et l'offre de transport collectif sont associées aux comportements de déplacement [6, 8, 16]. À densité, taille et position territoriale comparables, la qualité de l'alternative ferroviaire est associée au niveau de recours à la voiture.

La présence seule d'une gare apparaît insuffisante pour caractériser cette alternative. Une infrastructure peut exister sans offrir un niveau de service permettant de concurrencer réellement la voiture, ce qui rejoint les réserves formulées dans la littérature sur l'assimilation entre proximité ferroviaire et véritable accessibilité au transport collectif [7]. L'intensité de la desserte constitue donc une mesure plus informative que la simple présence physique d'une gare.

L'analyse par quartiles renforce cette lecture : les différences deviennent surtout significatives dans les communes appartenant aux deux niveaux supérieurs de desserte.

5.3 Ce que l'étude ne démontre pas

Cette analyse ne permet pas d'affirmer que l'augmentation de la desserte ferroviaire provoquerait mécaniquement une réduction identique de la part automobile.

Plusieurs mécanismes peuvent générer une corrélation entre offre ferroviaire et mobilité automobile :

- les territoires ayant une forte demande potentielle reçoivent davantage de trains ;
- la localisation des emplois et des équipements peut simultanément favoriser le rail et réduire la voiture ;
- les transports collectifs urbains peuvent compléter l'offre ferroviaire ;
- l'accessibilité piétonne ou cyclable des gares n'est pas directement contrôlée ;
- les choix historiques d'urbanisation et d'infrastructure peuvent influencer simultanément la desserte actuelle et les comportements de mobilité ;
- des corrélations spatiales peuvent subsister au-delà du niveau départemental, ce qui justifierait une analyse explicite de l'autocorrélation spatiale [10, 1].

Les résultats doivent donc être décrits comme une association robuste conditionnelle aux variables observées.

6 Limites

6.1 Nature transversale de l'analyse

Le modèle principal compare des communes à une date donnée. Cette approche transversale limite fortement l'identification causale, car elle ne contrôle pas les caractéristiques communales non observées qui sont constantes dans le temps.

6.2 Endogénéité potentielle de l'offre ferroviaire

L'offre ferroviaire n'est pas attribuée aléatoirement. Les opérateurs et autorités organisatrices adaptent en partie la desserte aux besoins des territoires et à la fréquentation attendue.

Une causalité inverse est donc possible : une forte demande de transport collectif peut contribuer à justifier une offre ferroviaire plus importante.

6.3 Mesure des déplacements

La variable dépendante concerne le mode principal déclaré pour les déplacements domicile-travail. Elle ne mesure ni l'intermodalité ni la multimodalité, et ne couvre pas les autres motifs de déplacement.

Elle ne constitue donc pas une mesure exhaustive de l'utilisation automobile.

6.4 Mesure de l'offre

L'indicateur Géofer repose sur une journée type calculée à partir des circulations de semaine entre septembre et octobre. Il constitue une mesure pertinente de l'intensité de service, mais ne décrit pas directement :

- l'amplitude horaire ;
- la régularité ;
- la ponctualité ;
- les temps de parcours ;
- le nombre de destinations directement accessibles ;
- la qualité des correspondances ;
- le tarif du service.

Deux communes ayant le même nombre d'arrêts peuvent donc disposer d'une accessibilité ferroviaire différente.

7 Perspectives

Une extension naturelle consiste à exploiter la profondeur temporelle de Géofer, qui fournit des données de desserte à partir de 2016.

Une approche longitudinale permettrait de comparer chaque commune à elle-même dans le temps. Un modèle à effets fixes communaux pourrait alors prendre la forme :

$$Y_{it} = \alpha_i + \lambda_t + \beta X_{it} + \gamma Z_{it} + \varepsilon_{it}$$

où α_i représente les caractéristiques invariantes de chaque commune et λ_t les effets communs à chaque année.

Une telle approche permettrait de neutraliser les caractéristiques communales invariantes dans le temps et d'utiliser des méthodes d'inférence adaptées aux données de panel [2]. Elle permettrait de tester une question plus proche de l'identification causale :

Lorsque l'offre ferroviaire d'une commune augmente, sa part modale automobile évolue-t-elle différemment de celle des communes dont l'offre reste stable ?

L'étude pourrait également être complétée par une modélisation explicitement spatiale [1] et par des indicateurs plus riches d'accessibilité ferroviaire.

8 Conclusion

Cette étude met en évidence une association statistiquement robuste entre l'intensité de l'offre ferroviaire et la part modale automobile dans les communes françaises desservies par le rail en 2022.

Après contrôle de la densité, de la population, du niveau de vie et de la position dans l'aire d'attraction des villes, le coefficient associé au logarithme du nombre d'arrêts ferroviaires est de -1,787. Un doublement de l'offre est ainsi associé à environ 1,24 point de part automobile en moins.

Le résultat demeure significatif lorsque les erreurs-types sont clusterisées par département, et l'analyse par quartiles montre que l'écart est particulièrement marqué parmi les communes bénéficiant des niveaux de desserte les plus élevés.

Ces résultats soutiennent l'hypothèse selon laquelle la dépendance automobile est liée non seulement aux caractéristiques générales du territoire, mais également à la qualité des alternatives de transport disponibles. Ils ne permettent cependant pas d'établir à ce stade un effet causal de l'offre ferroviaire.

La prochaine étape consiste à exploiter la dimension temporelle des données afin d'étudier les variations de desserte au sein d'une même commune.

9 Reproductibilité

Le code source, les scripts de préparation des données, les modèles statistiques, les figures et le manuscrit sont disponibles dans le dépôt GitHub du projet :

<https://github.com/fmaillar/mobility-dependence-france>

L'ensemble du traitement est réalisé en Python.

Le pipeline distingue :

- téléchargement et archivage des données brutes ;
- préparation des indicateurs communaux ;
- construction des contrôles territoriaux ;
- assemblage du fichier analytique ;
- estimation des modèles ;
- génération automatique des rapports de régression.

Les principaux scripts sont :

```
src/mobility_dependence/  
|-- prepare.py  
|-- territorial_controls.py
```

```
|-- analyze.py
'-- regression.py
```

Des jeux de données complémentaires ont également été mobilisés pour des analyses secondaires ou des tests de robustesse :

- Distance moyenne selon le mode de transport principal
 - ID data.gouv.fr : 69b987fe289c75351a937a1c
 - Millésime utilisé : 2022
- SNCF – Gares de voyageurs
 - ID data.gouv.fr : 65d81858179dc96581d981db
- SNCF – Fréquentation en gares
 - ID data.gouv.fr : 5959364ba3a7291dcf9c8295

Le jeu relatif à la pauvreté (69b98967c2b58654a828f944) a été exploré mais n’a pas été retenu dans le modèle principal en raison de sa couverture plus limitée.

Les résultats détaillés des modèles sont écrits dans :

```
reports/
|-- regression_station.txt
|-- regression_rail_supply.txt
|-- regression_rail_supply_cluster.txt
'-- rail_supply_quartiles.csv
```

Les contrôles de qualité du code comprennent Ruff, mypy et les tests Python du projet. Les identifiants data.gouv.fr indiqués dans la section 2 permettent de retrouver sans ambiguïté les jeux de données sources utilisés pour reconstruire le fichier analytique.

Références

- [1] Luc ANSELIN. *Spatial Econometrics : Methods and Models*. T. 4. Studies in Operational Regional Science. Dordrecht : Kluwer Academic Publishers, 1988. ISBN : 9789024737352. DOI : 10.1007/978-94-015-7799-1.
- [2] Manuel ARELLANO. “Computing Robust Standard Errors for Within-Groups Estimators”. In : *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 49.4 (1987), p. 431-434. DOI : 10.1111/j.1468-0084.1987.mp49004006.x.
- [3] R. BALCOMBE et al. *The Demand for Public Transport : A Practical Guide*. Rapp. tech. TRL593. Crowthorne : Transport Research Laboratory, 2004.
- [4] A. Colin CAMERON et Douglas L. MILLER. “A Practitioner’s Guide to Cluster-Robust Inference”. In : *Journal of Human Resources* 50.2 (2015), p. 317-372. DOI : 10.3368/jhr.50.2.317.
- [5] CEREMA. *Géofer : Données de potentiel territorial des gares ferroviaires*. data.gouv.fr. Consulté le 27 août 2026. 2026. URL : <https://www.data.gouv.fr/datasets/geofer-donnees-de-potentiel-territorial-des-gares-ferroviaires>.
- [6] Robert CERVERO et Kara KOCKELMAN. “Travel Demand and the 3Ds : Density, Diversity, and Design”. In : *Transportation Research Part D : Transport and Environment* 2.3 (1997), p. 199-219. DOI : 10.1016/S1361-9209(97)00009-6.
- [7] Daniel G. CHATMAN. “Does TOD Need the T? On the Importance of Factors Other Than Rail Access”. In : *Journal of the American Planning Association* 79.1 (2013), p. 17-31. DOI : 10.1080/01944363.2013.791008.
- [8] Reid EWING et Robert CERVERO. “Travel and the Built Environment : A Meta-Analysis”. In : *Journal of the American Planning Association* 76.3 (2010), p. 265-294. DOI : 10.1080/01944361003766766.
- [9] INSEE. *Base des aires d’attraction des villes 2020*. Consulté le 27 août 2026. 2020. URL : <https://www.insee.fr/fr/information/4803954>.

- [10] P. A. P. MORAN. “Notes on Continuous Stochastic Phenomena”. In : *Biometrika* 37.1–2 (1950), p. 17-23. DOI : 10.1093/biomet/37.1-2.17.
- [11] Peter W. G. NEWMAN et Jeffrey R. KENWORTHY. *Cities and Automobile Dependence : A Sourcebook*. Aldershot : Gower Technical, 1989. ISBN : 9780566070402.
- [12] Peter W. G. NEWMAN et Jeffrey R. KENWORTHY. “Gasoline Consumption and Cities : A Comparison of U.S. Cities with a Global Survey”. In : *Journal of the American Planning Association* 55.1 (1989), p. 24-37. DOI : 10.1080/01944368908975398.
- [13] TABLEAU DE BORD DES MOBILITÉS DURABLES. *Densité de population*. data.gouv.fr. Données communales, millésime 2022 ; consulté le 27 août 2026. 2026. URL : <https://www.data.gouv.fr/datasets/69b98949748e7142f7dbf9e9>.
- [14] TABLEAU DE BORD DES MOBILITÉS DURABLES. *Niveau de vie médian*. data.gouv.fr. Données communales, millésime 2021 ; consulté le 27 août 2026. 2026. URL : <https://www.data.gouv.fr/datasets/69b9895e1bf5eccb0bd6c7af>.
- [15] TABLEAU DE BORD DES MOBILITÉS DURABLES. *Part d’actifs selon le mode de transport principalement utilisé pour aller travailler*. data.gouv.fr. Données communales, millésime 2022 ; consulté le 27 août 2026. 2026. URL : <https://www.data.gouv.fr/datasets/69b987f0c23eb0dd77b7ef87>.
- [16] Brian D. TAYLOR et al. “Nature and/or Nurture ? Analyzing the Determinants of Transit Ridership across US Urbanized Areas”. In : *Transportation Research Part A : Policy and Practice* 43.1 (2009), p. 60-77. DOI : 10.1016/j.tra.2008.06.007.
- [17] Halbert WHITE. “A Heteroskedasticity-Consistent Covariance Matrix Estimator and a Direct Test for Heteroskedasticity”. In : *Econometrica* 48.4 (1980), p. 817-838. DOI : 10.2307/1912934.

A Résultats principaux

Modèle	N	R2	Coefficient rail	Erreur-type	IC95 %
Communes desservies	2 144	0,473	-1,776	0,279	[-2,324 ; -1,229]
Sans distance voiture	2 144	0,473	-1,744	0,268	[-2,268 ; -1,219]
Contrôle AAV	2 144	0,519	-1,787	0,268	[-2,312 ; -1,262]
Contrôle AAV, cluster département	2 144	0,519	-1,787	0,479	[-2,725 ; -0,849]

B Quartiles de desserte

Dans le modèle ajusté, avec Q1 comme référence :

Quartile	Différence ajustée de part automobile	p
Q2	-0,39 point	0,375
Q3	-1,37 point	0,003
Q4	-2,77 points	< 0,001