



**HAL**  
open science

## Analyse des données du Registre de preuve de covoiturage à l'échelle régionale

Guillaume Costeseque, Wilfried Raballand, Alice Marchal

► **To cite this version:**

Guillaume Costeseque, Wilfried Raballand, Alice Marchal. Analyse des données du Registre de preuve de covoiturage à l'échelle régionale. 50e Congrès ATEC ITS France - Les Rencontres de la Mobilité Intelligente, Jan 2023, Montrouge, France. hal-04075562

**HAL Id: hal-04075562**

**<https://hal.science/hal-04075562>**

Submitted on 20 Apr 2023

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Analyse des données du Registre de preuve de covoiturage à l'échelle régionale

Guillaume COSTESEQUE, Cerema Ouest  
Wilfried RABALLAND, Cerema Centre-Est  
Alice MARCHAL, Cerema Centre-Est

## 1 / Enjeux et objectifs

Depuis l'été 2021, l'affaiblissement de l'épidémie de Covid en France, puis la flambée des prix de l'énergie due à la guerre en Ukraine à partir de février 2022 ont apporté un nouveau souffle à la pratique du covoiturage. Ce moyen de transport, fortement affecté par le contexte sanitaire depuis mars 2020, a ainsi retrouvé l'attractivité qu'il avait avant la crise Covid. De plus, l'intensification des bouleversements climatiques renforce la nécessité de maîtriser les émissions de gaz à effet de serre et de réduire l'impact dû aux transports. Grâce à la Loi d'Orientation des Mobilités du 24 décembre 2019, de nombreuses collectivités dont les régions investissent dans le covoiturage et nouent des partenariats avec les différents opérateurs en tant qu'autorités organisatrices de mobilité (AOM). Afin d'accompagner les développements futurs de ce mode et de répondre à la demande des usagers, il est nécessaire d'acquérir une connaissance suffisante des usages et déplacements réalisés.

## 2 / État de l'art, situation actuelle

### 2.1 État de l'art, Descriptif de la situation

Le covoiturage, que l'on distingue du transport public collectif ou particulier, recouvre de multiples pratiques qu'il convient de caractériser (distances, horaires, origines-destinations, etc.) et de comprendre (motifs de déplacements, motivation économique, etc.) afin d'en assurer la promotion et le suivi.

Avant l'essor des opérateurs et plateformes de covoiturage, les investigations concernant ce mode nécessitaient des recueils spécifiques, tels l'enquête sur les travailleurs franciliens utilisée par Bulteau et al. (2019), le sondage européen MoTiV utilisé par Malichová et al. (2020) et l'enquête nationale « Mobilité des personnes » 2018-2019 utilisée dans le cadre d'études du CGDD (2022). L'émergence de certains opérateurs dominants ont ensuite facilité la centralisation et le recueil des données d'usage. C'est le cas de BlaBlaCar dont les données ont notamment été utilisées par Yeung et Zhu (2020). Ces traces numériques sont providentielles mais ont des limites propres, comme le détaille Mericskay (2019). Le décret n°2020-1753 du 28 décembre 2020 relatif à la mise à disposition des données numériques impose désormais aux plus importants opérateurs privés de communiquer leurs données aux autorités organisatrices de mobilité.

Mais au-delà du recueil de données, la compréhension des comportements et motivations des usagers est un tout autre défi. En particulier, l'estimation du potentiel de covoiturage d'un territoire est complexe. Peu d'études traitent cette question : les études de l'Ademe (2015), du CGDD (2016) et du Cerema (2018) peuvent être citées. La quantification de ce potentiel à partir de la modélisation statique a été proposée par Raballand et al. (2019) dans le cas de l'agglomération lyonnaise. En matière d'analyse et de prévision de la demande de covoiturage, l'utilisation de techniques d'intelligence artificielle (IA) a déjà été initiée avec succès sur de telles données, à l'image des travaux de Arteaga Santos et al. (2020) et Carson-Bell et al. (2021). Cette démarche doit être poursuivie, afin d'enrichir la connaissance des usages de ce mode.

### 2.2 Données utilisées

En France, une partie des usages liés au covoiturage est tracée et centralisée depuis 2019. Le service numérique Registre de preuve de covoiturage (RPC) facilite et sécurise les relations entre AOM, opérateurs et usagers. Chaque transaction réalisée par son intermédiaire est capitalisée dans une base au niveau national. Dans un but de redressement des volumes de trajets issus de la base du RPC, le présent travail a

eu recours aux indices de suivi de la circulation routière en France produits par le Cerema, consécutivement à la crise Covid, à partir des dispositifs de comptages permanents de véhicules implantés sur le réseau structurant du territoire national (<https://dataviz.cerema.fr/trafic-routier/>). Par ailleurs, nous avons également utilisé les données des prix des carburants disponibles en open data (<https://www.prix-carburants.gouv.fr/rubrique/opendata/>). Ces données regroupées annuellement fournissent le prix de vente de tout type de carburant dans chacun des points de distribution référencés en France, depuis l'année 2007.

### 3 / Méthodologies, idées, techniques, innovation

#### 3.1 Description des données du RPC

Les données contenues dans le RPC et leurs caractéristiques techniques sont détaillées sur le site internet de la plateforme ouverte des données publiques françaises à l'adresse suivante :

<https://www.data.gouv.fr/fr/datasets/trajets-realises-en-covoiturage-registre-de-preuve-de-covoiturage/>.

Depuis février 2019, une base mensuelle est constituée à partir de tous les trajets de covoiturage enregistrés auprès du Registre, y compris les trajets transfrontaliers, pour tous les opérateurs partenaires du RPC qui organisent la transaction entre conducteurs et passagers. Dans la base, une ligne de donnée correspond à un trajet réservé et comporte les informations principales suivantes : les communes et pays des lieux de début et de fin du trajet ; les heures de début et de fin du trajet ; le nombre de sièges réservés pour le trajet ; la distance et la durée estimées du trajet. Des procédés d'anonymisation s'appliquent sur les données. Notamment, les coordonnées géographiques peuvent être dégradées, ou les trajets supprimés de la base dans le cas où ceux-ci concernent une commune sur laquelle commencent ou finissent moins de 6 trajets par mois. Le RPC ne contient que les parties de déplacements mutualisées entre conducteurs et passagers. Ainsi, il n'est pas possible de déterminer les origines et destinations réelles de chacun de ces usagers et, par conséquent, de récolter des informations sur les trajets réalisés avant et après cette étape de covoiturage. Outre ces informations disponibles en open data, les AOM peuvent obtenir du RPC un extrait « enrichi » de la base sur leur territoire. En effet, le RPC récolte également des informations relatives à : l'opérateur qui a permis et certifié la réservation du trajet entre conducteur et passager(s) ; les montants payés et perçus ; les montants des incitations perçus par le conducteur et le(s) passager(s) ; le nom et le numéro SIRET de l'organisme à l'initiative de l'incitation. Bien que confidentielles, ces données enrichies ont été transmises au Cerema dans le cadre d'un partenariat avec la région des Pays de la Loire (PDL). Ce jeu de données couvre la période allant du 1<sup>er</sup> janvier 2021 au 30 mars 2022.

#### 3.2 Exploitations préalables des données

Dans un premier temps, les données récoltées à l'échelle nationale ont fait l'objet d'une sélection géographique dans le but de former deux jeux distincts de trajets de covoiturage : le premier jeu concerne la région PDL, le deuxième jeu concerne la région Auvergne-Rhône-Alpes (AuRA).

Dans un second temps, les données ont éventuellement fait l'objet :

- de suppression des trajets aux caractéristiques incohérentes (dans le cas d'heures de départ et d'arrivée identiques, par exemple),
- d'agrégations spatiotemporelles en vue de produire les analyses qui suivent, dont : le regroupement de données aux échelons administratifs supérieurs (à la commune), l'agrégation des trajets réalisés en période de pointe d'un matin de jour ouvré, ou selon le jour de semaine.

En prévision de l'utilisation des méthodes d'apprentissage automatique, nous avons également fait le choix de produire de nouvelles informations à partir de celles disponibles dans la base de données, notamment en ce qui concerne les dates. Nous avons ainsi extrait des informations relatives aux jours de semaine (pour distinguer les week-ends, notamment), aux congés scolaires et aux jours fériés.

#### 3.3 Analyse de l'évolution de la demande de covoiturage enregistrée dans le RPC

Même si, a priori, l'évolution du nombre de trajets de covoiturage peut s'expliquer à la lumière des événements de ces trois dernières années, il est malgré tout intéressant de confronter cette donnée au volume global des déplacements. En effet, le volume des trajets en covoiturage peut ne pas être corrélé à la demande globale de déplacements. La pratique de ce mode dépend de nombreux facteurs, et doit être différenciée des autres modes de déplacements (sur les moyennes et longues distances), en particulier la voiture particulière solo et les transports en commun. Il est donc proposé de diviser le volume mensuel de

déplacements en covoiturage par la valeur mensuelle de l'indice des trafics routiers élaboré sur le périmètre régional. Concernant l'indice de trafics, les données journalières tous véhicules (TV) ont été agrégées en un indice mensuel moyen TV jour ouvré. Le ratio obtenu peut être assimilé à une part modale du covoiturage rapportée à l'ensemble des flux routiers, et son évolution dans le temps peut être plus aisément interprétée.

### 3.4 Répartition temporelle des trajets et analyse des distances parcourues

A partir des dates et des heures de trajets, il est possible de déterminer comment se répartit la demande de covoiturage à l'échelle d'une semaine sur chacun des jours, et à l'échelle d'un jour ouvré moyen sur chacune des périodes horaires. Ce type d'information est capitale puisqu'elle donne des indices sur les motifs de déplacements qui peuvent alimenter cette demande. Sur la base des données de distances de trajets contenues dans le RPC, une répartition des trajets par classes de distance peut être construite afin d'analyser les distances parcourues en covoiturage. Une telle analyse aide à cibler les classes de distances privilégiées par les usagers de ce mode et est susceptible de fournir des indications sur les comportements des usagers, notamment en lien avec l'effet des incitations financières existantes.

### 3.5 Analyse sur les lieux d'origine (O), de destination (D), et sur les relations OD des trajets de covoiturage

À des fins de comparaison des « schémas » géographiques de demande de covoiturage entre deux périodes temporelles, le procédé de classification ascendante hiérarchique (CAH), une technique d'IA, a été mis en œuvre sur les données de la région AuRA afin de produire un regroupement en fonction de la localisation et du volume de trajets. Un nombre réduit de groupes a été constitué sur le périmètre régional, permettant une représentation cartographique plus synthétique et une comparaison accessible visuellement. Concernant l'analyse de la structure OD sur cette même région, il a été choisi d'agrèger les données de localisation géographique des origines et destinations des trajets de covoiturage. En effet conserver le niveau communal mènerait à traiter une matrice OD de très grande dimension dont l'interprétation serait très complexe. Une représentation matricielle de la demande a été construite sur ce zonage agrégé.

### 3.6 Modélisation du volume de trajets

Des modélisations du nombre de trajets quotidiens de covoiturage ont été menées à partir d'une base de données « enrichie », contenant les données du RPC ainsi que d'autres données dont, par exemple : les nombres de trajets effectués la veille et la semaine précédente, un indice moyen journalier du prix des carburants. La variable à prédire étant une valeur numérique à spectre continu, il s'agit d'un problème de régression. Il existe plusieurs algorithmes permettant de réaliser des régressions. D'abord, les variables explicatives les plus corrélées au nombre de trajets ont été sélectionnées. Ensuite, des tests ont été réalisés afin de déterminer les méthodes de régression permettant d'obtenir les meilleurs résultats en termes de performance des modèles. Les méthodes de régression mises en œuvre englobent :

- une méthode « classique » basées sur une régression linéaire multiple ;
- des méthodes issues de l'IA basées les régressions à base d'arbres de décisions (dites *DT*) et d'agrégations de modèles (forêts aléatoires dites *RF*, amplification de gradient dites *GB*).

Les données sont réparties aléatoirement entre un ensemble d'entraînement (70% des données) et un ensemble de test (30% du jeu de données). Chaque méthode est comparée en utilisant les mêmes ensembles d'entraînement et de test. Une validation croisée est réalisée sur 5 sous-ensembles.

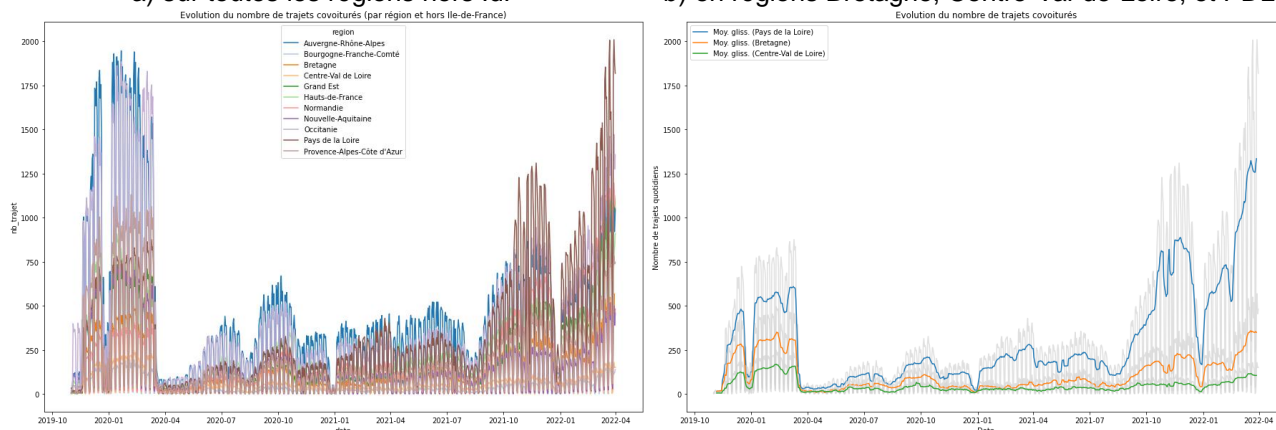
## 4 / Résultats théoriques ou expérimentaux, interprétations

### 4.1 Analyse préalable des données du RPC

En réalisant le bilan global du nombre de trajets sur les destinations pour chaque région française, par exemple en mai 2022 : l'Île-de-France (IdF) représente une grande part (43%) du volume des données mensuelles, les autres régions françaises représentent chacune entre 1 à 10 % des trajets.

En fonction du territoire régional observé, le résultat de la comparaison des évolutions entre « avant Covid » et automne 2021 est très hétérogène (voir Figs. 1a et 1b sur la région PDL et les régions limitrophes). Certaines régions ont connu un essor important du nombre des trajets enregistrés par le RPC en post-Covid, alors que d'autres régions ont connu un déclin notable en dépit de l'amélioration des conditions sanitaires.

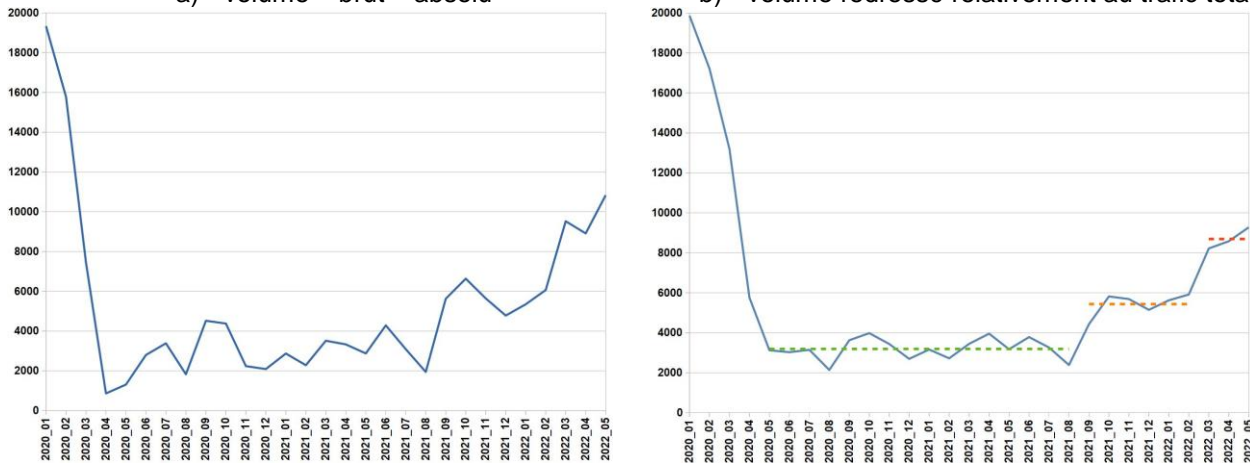
Fig. 1 : Évolution du nombre de trajets quotidiens enregistrés dans le RPC  
a) sur toutes les régions hors IdF b) en régions Bretagne, Centre-Val-de-Loire, et PDL



#### 4.2 Analyse de l'évolution de la demande de covoiturage enregistrée dans le RPC

Les données « brutes » de la région AuRA (voir Fig. 2a) ont été redressées sur la base de l'indice régional des trafics routiers TV. La Fig. 2b représente les données mensuelles du ratio suivant : nombre de trajets de covoiturage / indice mensuel de trafic routier, après application d'un lissage exponentiel (avec  $\alpha=0,7$ ) afin d'atténuer les variations constatées d'un mois à l'autre. Cette grandeur peut être considérée comme équivalente à un niveau de part modale relative du covoiturage par rapport à la totalité des déplacements routiers (en négligeant l'impact de la fluctuation des trafics poids-lourds). Les deux graphiques commencent au mois de janvier 2020, date du premier calcul de l'indice de trafics routiers.

Fig. 2 : Évolution mensuelle des trajets de covoiturage en région AuRA, en termes de  
a) volume « brut » absolu b) volume redressé relativement au trafic total

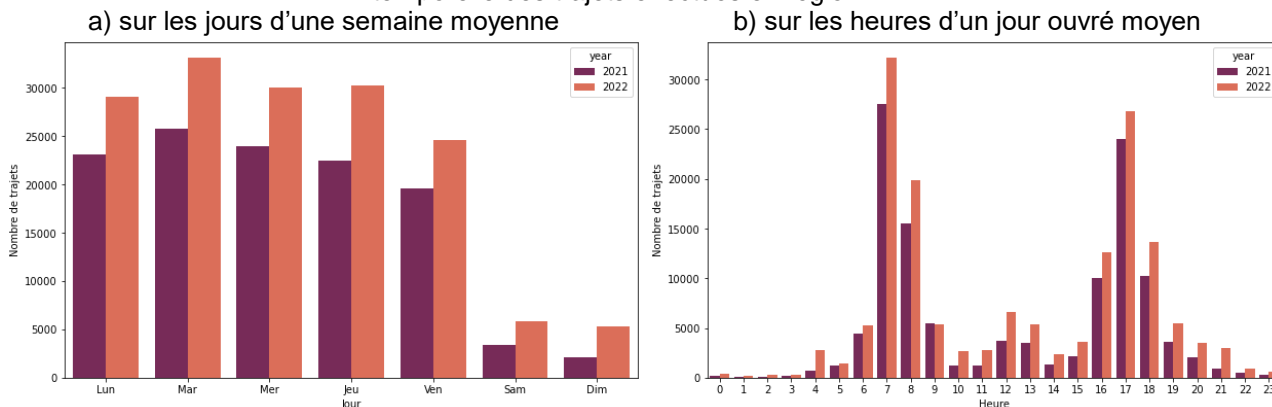


En mars 2020, la part du covoiturage a chuté brutalement du fait de l'épidémie. Sur la période mai 2020 – août 2021, le rapport est assez stable et oscille autour d'un « palier » moyen (en pointillé vert) : cette part modale est relativement stable pendant un an et demi. La rentrée 2021 voit un essor soudain du covoiturage du fait de l'amélioration du contexte sanitaire (fin de la 4<sup>e</sup> vague Covid, atteinte d'un taux important de vaccination) : la part modale augmente de 70 % et se fixe jusqu'en février 2022 (palier orange). En mars 2022, les événements en Ukraine et la flambée du prix des carburants entraîne une nouvelle augmentation (60 %) de la part modale (palier rouge). Le lissage opéré permet d'identifier clairement les mois d'août, en creux, durant lesquels la part modale est systématiquement plus faible. Ce phénomène est probablement lié aux congés d'été qui réduisent la demande de déplacements contraints (domicile-travail notamment).

#### 4.3 Analyse de la répartition temporelle des trajets du RPC

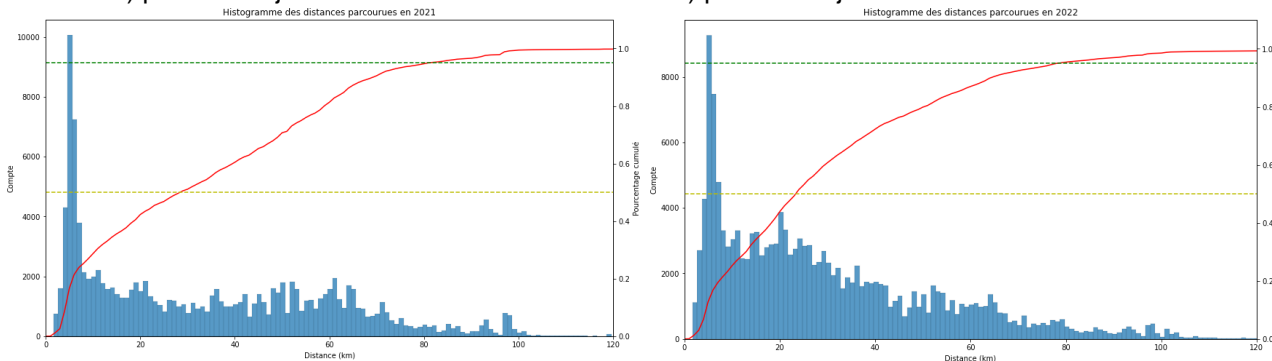
Les Figs. 3a et 3b donnent la comparaison des répartitions temporelles des trajets en région PDL sur une semaine moyenne et sur un jour ouvré moyen. Les résultats obtenus entre les deux périodes de temps sont assez similaires. Il ressort de l'analyse hebdomadaire que la grande majorité des trajets en covoiturage s'effectuent sur les jours ouvrés de la semaine. De plus, l'analyse sur une journée montre la présence de pics de demande très marqués sur les périodes de pointe usuelles du matin et du soir. Cela laisse à penser que ce sont essentiellement des trajets pendulaires du quotidien qui sont capturés, à savoir les trajets ayant pour motifs domicile-travail et domicile-études.

Fig. 3 : Comparaison entre 2021 et le 1<sup>er</sup> semestre 2022 sur la répartition temporelle des trajets effectués en région PDL



#### 4.4 Analyse des distances parcourues

Fig. 4 : Distribution et fonction de répartition des distances pratiquées en région PDL a) pour les trajets effectués en 2021 b) pour les trajets effectués au 1<sup>er</sup> semestre 2022



Les Figs. 4a et 4b montrent la répartition des trajets réalisés en région PDL en fonction de la distance parcourue en covoiturage en 2021 et au 1<sup>er</sup> semestre 2022, respectivement. La courbe rouge représente le pourcentage cumulé de trajets en fonction de la distance parcourue. Dans les deux cas, la distance parcourue médiane se situe entre 20 et 30 km tandis que 95% des trajets font moins de 80 km. En 2021, les trajets étaient nombreux entre 0 et 10 km, puis se répartissaient de manière assez homogène entre 10 et 60 km. Sur les données du 1<sup>er</sup> semestre 2022, les trajets de moyenne distance ont augmenté par rapport à 2021 : la répartition statistique des distances parcourues a évolué selon les règles d'incitation fixées par l'AOM. Les usagers semblent avoir répondu en suivant la logique de progressivité du montant de l'incitation financière mise en place par la région PDL : part forfaitaire minimale de 2€ de 2 à 20 km, part additionnelle de 0,10 €/km de 20 à 50 km. Au-delà de 50 km, l'incitation demeure inchangée à 5€ par trajet.

#### 4.5 Analyse de la récurrence des lieux de début et de fin du covoiturage

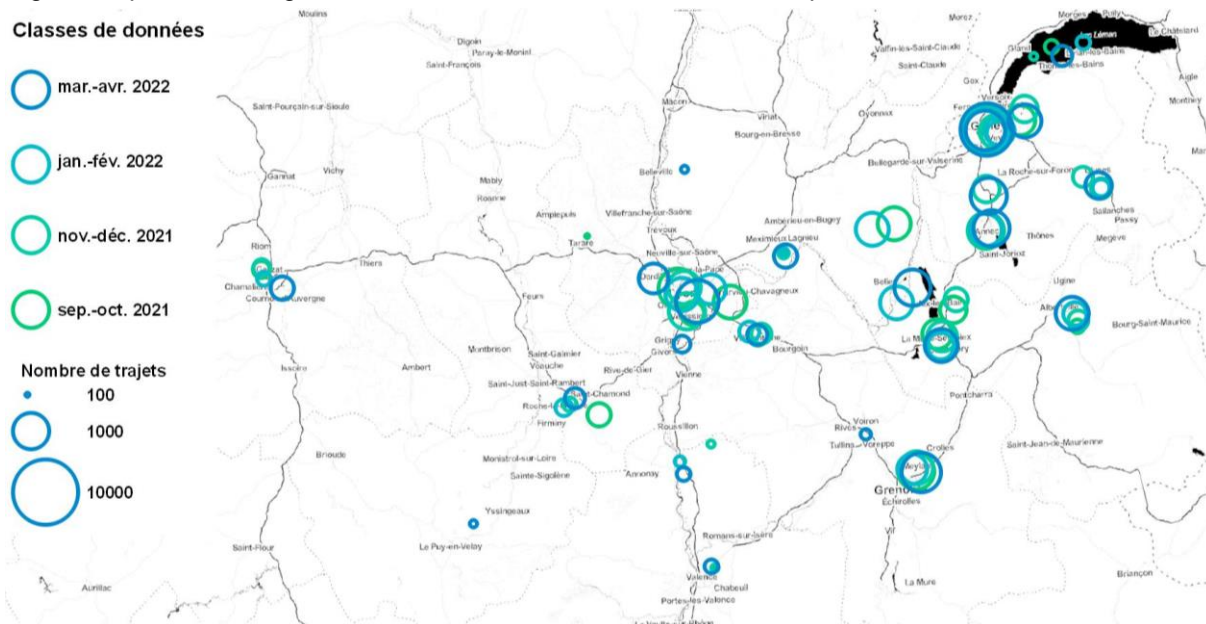
Une CAH a été opérée sur les données géonumériques du RPC en AuRA, en considérant quatre périodes bimestrielles consécutives : septembre-octobre 2021, novembre-décembre 2021, janvier-février 2022 et mars-avril 2022, et les trajets appartenant aux périodes de pointe du matin (PPM : 6h-10h) des jours ouvrés. Pour chaque période, deux CAH ont été réalisées, l'une sur les communes d'origine, l'autre sur les

communes de destination, en considérant pour chacune le volume de trajets sur la période, la longitude et la latitude de la commune. Pour chaque CAH, la distance interclasse a été ajustée pour former 30 groupes de données. Les Figs. 5 et 6 représentent les individus moyens des classes formées par les CAH sur les lieux d'origine et de destination du trajet, respectivement. Les volumes ont été normalisés sur une valeur totale de 10 000 et représentés par une échelle logarithmique afin de mieux comparer les périodes entre elles.

Fig. 5 : Représentation géolocalisée des classes issues de la CAH opérée sur les origines en PPM



Fig. 6 : Représentation géolocalisée des classes issues de la CAH opérée sur les destinations en PPM



Malgré les variations observées d'une période à l'autre, il ressort de cette analyse que les volumes relatifs et lieux de début et de fin des trajets de covoiturage sont assez stables et récurrents d'une période à l'autre, notamment en ce qui concerne les grandes agglomérations de la région (Annecy, Chambéry, Clermont-Ferrand, Grenoble, Lyon, Saint-Etienne) et Genève. Les variations se situent plutôt sur les zones à l'urbanisation plus faible ou diffuse, pour lesquelles la demande de covoiturage est plus instable.

#### 4.6 Analyse des origines et destinations des trajets de covoiturage du RPC

Concernant la région Auvergne-Rhône-Alpes, un niveau d'agrégation départemental ou supra-départemental a été retenu pour former un zonage spécifique. Hormis le Cantal et la Suisse qui conserve leurs noms et restent isolés, les autres départements ont fait l'objet des regroupements suivants (voir Fig. 7) : *Nord Auvergne* : Allier, Puy-de-Dôme ; *Loires* : Loire, Haute-Loire ; *Ly. - Ard. - Drô.* : Rhône, Ardèche, Drôme ; *Ain - Isère* : Ain, Isère ; *Savoies* : Savoie et Haute-Savoie. Le zonage, constitué de manière empirique à partir des données du RPC, produit une matrice OD sous une forme quasi-diagonale.

Fig. 7 : Regroupement géographique à l'échelle de la région AuRA pour l'analyse des relations OD

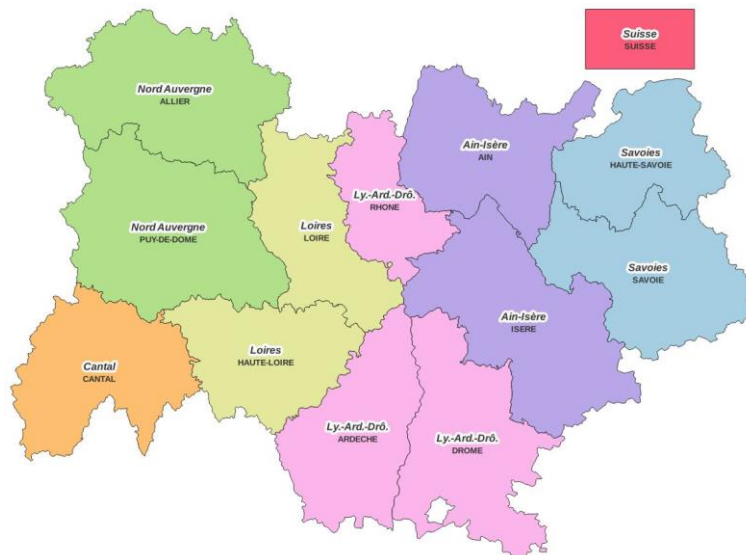


Table 1 : Matrice OD des trajets du RPC en interne au périmètre (AuRA + Suisse) pour le mois de mai 2022

Matrice OD	Cantal	Nord Auvergne	Loires	Ly.-Ard.-Drô.	Ain-Isère	Savoies	Suisse	Total
Cantal	0,7%							0,7%
Nord Auvergne		2,7%	0,1%					2,8%
Loires		0,1%	2,2%	0,7%	0,1%			2,9%
Ly.-Ard.-Drô.		0,0%	0,6%	7,4%	7,4%	0,0%		15,5%
Ain-Isère			0,0%	7,4%	11,3%	2,0%	0,8%	21,5%
Savoies				0,0%	2,1%	26,3%	13,7%	42,0%
Suisse					0,7%	13,7%		14,4%
<b>Total</b>	<b>0,7%</b>	<b>2,8%</b>	<b>2,9%</b>	<b>15,5%</b>	<b>21,5%</b>	<b>42,0%</b>	<b>14,4%</b>	<b>100 %</b>

La Table 1 contient la matrice OD des trajets de mai 2022, en termes de pourcentage du nombre total de trajets. Étant donné leur très faible volume, les déplacements en échange, c'est-à-dire pour lesquels seule l'origine ou la destination se situe dans la région, ont été écartés de l'analyse. Les déplacements en covoiturage sont quasi-exclusivement concentrés sur la diagonale et sur les OD concernant des zones immédiatement adjacentes. Outre cette forme quasi-diagonale, il ressort également que la matrice élaborée sur ce zonage est fortement symétrique : sur une journée ouvrée, le nombre de déplacements en covoiturage entre une zone A et une zone B est proche de celui observé entre B et A. Cela illustre une typologie de déplacements majoritairement centrée sur les motifs domicile-travail ou domicile-études.

#### 4.7 Modélisation du volume de trajets quotidiens

La modélisation qui suit vise à reproduire le volume de trajets réalisés quotidiennement en covoiturage, recueillis par le RPC sur la région PDL, entre janvier 2021 et mars 2022. Nous avons fait le choix de ne retenir qu'un nombre limité de variables explicatives. Pour cela, nous ne retenons que les quatre variables les plus fortement corrélées (positivement ou négativement) à notre variable cible d'après les résultats



présentés dans la Table 2. Les différentes méthodes de régression ont alors été testées avec le jeu de variables retenues pour évaluer la performance de la technique utilisée.

Table 2 : Matrice de corrélations entre la variable cible (nb\_trajets) et les variables explicatives choisies (nb\_trajets\_sem\_precedente, jour\_de\_la\_semaine, weekend, moyenne\_indice\_prix\_carburants)

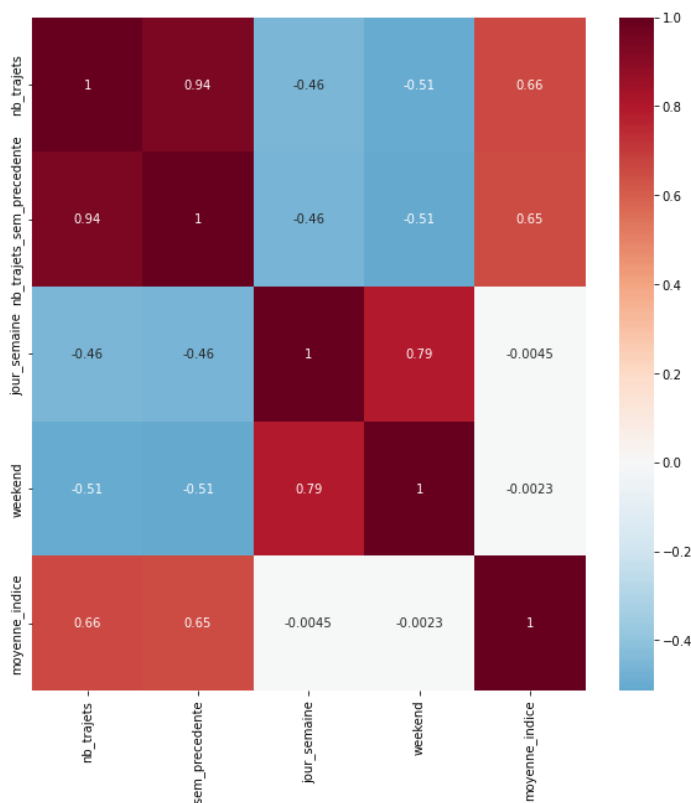


Table 3 : Performance du modèle en fonction de la méthode de régression appliquée

Régression...	R <sup>2</sup> sur les données d'apprentissage	R <sup>2</sup> sur les données de test
linéaire multiple	0,84 ± 0,06	0,69 ± 0,11
à arbres de décision ( <i>DT</i> )	0,81 ± 0,09	0,52 ± 0,34
à forêts aléatoires ( <i>RF</i> )	0,86 ± 0,06	0,71 ± 0,16
à amplification de gradient ( <i>GB</i> )	0,87 ± 0,06	0,75 ± 0,11

Fig. 8 : Indice du prix des carburants obtenu par l'application d'une moyenne glissante

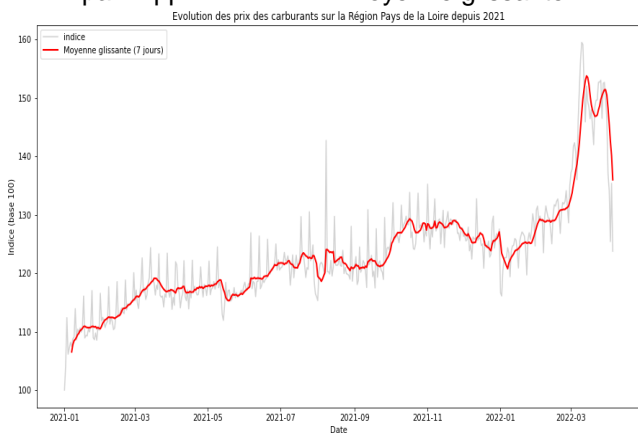
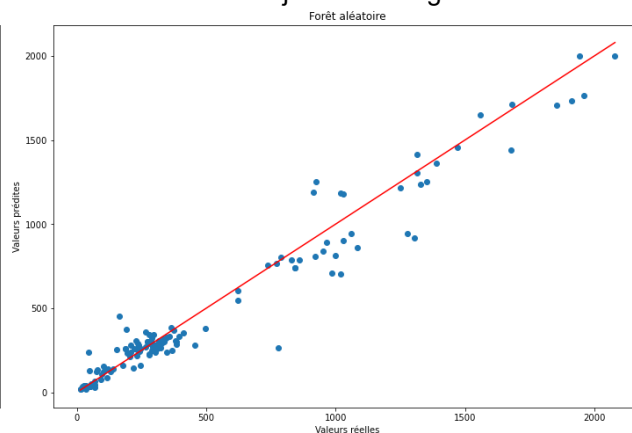


Fig. 9 : Exemple de résultat de la modélisation du nombre de trajets avec l'algorithme *RF*



La Table 3 présente les résultats obtenus en termes de coefficients de détermination (R<sup>2</sup>) pour chaque méthode de régression. Parmi toutes les méthodes évaluées, les meilleurs résultats sont obtenus avec

l'algorithme *RF* et un jeu de variables contenant le nombre de trajets effectués la semaine précédente (à J-7), le jour de semaine (lundi, mardi, etc.), un booléen permettant de savoir s'il s'agit d'un week-end et l'indice moyen (moyenne glissante sur 7 jours présentée dans la Fig. 8) du prix des carburants pour les points de vente de la région PDL. Ainsi, il est possible de déterminer le volume quotidien de trajets avec une précision de  $0,93 \pm 0,03$  (en termes de coefficient de détermination  $R^2$ ). La Fig. 9 présente le résultat d'application d'un tel modèle sur un jeu de données de test.

## 5 / Déploiement et voies de progrès

Une des limites des données du RPC consiste en une représentativité biaisée de l'échantillon des trajets recueillis dans cette base. En effet, les trajets enregistrés sont le reflet d'une motivation particulière des acteurs concernés pour l'incitation et la compensation financières. Ce type de rapport entre conducteurs et passagers n'est pas systématique et uniformément répandu sur un large territoire et pourrait faire l'objet d'analyses plus approfondies.

L'explication et la modélisation du volume de trajets de covoiturage, tant sur son évolution temporelle que sa distribution géographique, doit pouvoir se baser sur une base plus large de variables explicatives. Notamment, les pratiques de covoiturage pourraient être mieux éclairées en prenant en compte des données socio-économiques locales, ainsi que des données de mobilité observées.

## 6 / Conclusion

Les analyses réalisées sur le RPC dévoilent des aspects intéressants sur les grandes caractéristiques de l'usage de covoiturage et la dépendance de ce mode à certains facteurs externes. Certains déterminants ont été identifiés, cependant des zones d'ombres demeurent concernant les facteurs explicatifs et les biais inhérents à l'usage du RPC. Le potentiel de cette base est accru par le flux régulier et accessible des données. La fusion de ces données avec d'autres, dont celles issues de l'observation des mobilités, peut aider à une plus large compréhension des phénomènes. Les connaissances ainsi acquises pourront servir à l'évaluation de mesures prises en faveur du covoiturage et à la prospective des déplacements, notamment.

## Références

- Bulteau, J., Feuillet, Th., Dantan, S., 2019. Carpooling and carsharing for commuting in the Paris region: A comprehensive exploration of the individual and contextual correlates of their uses. *Travel Behaviour and Society*, 16, 77-87.
- Malichová, E., Pourhashem, Gh., Kováčiková, T., Hudák, M., 2020. Users' Perception of Value of Travel Time and Value of Ridesharing Impacts on Europeans' Ridesharing Participation Intention: A Case Study Based on MoTiV European-Wide Mobility and Behavioral Pattern Dataset. *Sustainability*, 12(10), 4118.
- CGDD - SDES, 2022. Se déplacer en voiture : seul, à plusieurs ou en covoiturage ? URL : <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/se-deplacer-en-voiture-seul-plusieurs-ou-en-covoiturage-0>.
- Yeung, T., Y.-C., Zhu, D., 2020. The impact of SNCF strike on ridesharing: A novel approach of consumer surplus estimation using BlaBlaCar. com data. DOI: 10.2139/ssrn.3578412.
- Mericskay, B., 2019. Potentiels et limites des traces (géo)numériques dans l'analyse des mobilités : l'exemple des données de la plateforme de covoiturage BlaBlaCar. *European Journal of Geography*. DOI: 10.4000/cybergeog.31990.
- Ademe, 2015. Etude nationale sur le covoiturage de courte distance.
- CGDD, 2016. Covoiturage longue distance : état des lieux et potentiel de croissance. *Études et documents du CGDD n° 146*.
- Cerema, 2018, Covoiturage courte et moyenne distance - Retour d'expériences, freins et leviers.
- Raballand, W., Laharotte, P.-A., 2019. Estimation du potentiel de covoiturage par la modélisation des déplacements. In: 46e Congrès ATEC ITS France - Les Rencontres de la Mobilité Intelligente.
- Arteaga Santos, M., A., et al. 2020. A Comparison of Machine Learning Techniques in the Carpooling Problem. *Journal of Computer and Communications*, 8, 159-169.
- Carson-Bell, D., Adadevoh-Beckley, M., Kaitoo, K., 2021. Demand Prediction of Ride-Hailing Pick-Up Location Using Ensemble Learning Methods. *Journal of Transportation Technologies*, 11, 250-264.

<p><b>Guillaume Costeseque</b> est chargé d'études en optimisation de trafic et systèmes de transport intelligents. Il est ingénieur de l'Ecole Nationale des Travaux Publics de l'Etat depuis 2011 et docteur de l'Université Paris-Est depuis 2014. Après avoir passé 4 ans en tant que chercheur postdoctoral au centre Inria Sophia-Antipolis Méditerranée sur les sujets de la modélisation, de la simulation et de l'optimisation du trafic routier, Guillaume a rejoint le Cerema Ouest en septembre 2018. Ses champs d'activité couvrent principalement des missions d'assistance et d'expertise pour l'évaluation de projets de gestion innovante du trafic routier.</p>	
<p><b>Wilfried Raballand</b> est chargé d'études en modélisation des trafics et déplacement au département Mobilités du Cerema Centre-Est. Après un cursus universitaire scientifique, il a obtenu un doctorat en physique à l'université de Bourgogne en 2005. Depuis 2012, il travaille sur les recueils de données de trafics, dont les enquêtes cordons réalisées sur les grandes agglomérations, ainsi que sur la modélisation statique et dynamique des déplacements en milieu urbain et interurbain. Il travaille actuellement sur la modélisation en territoire peu dense, les potentiels de covoiturage, et l'évaluation des données issues de nouvelles technologies pour la connaissance des déplacements. Il contribue aux développements méthodologiques liés à la modélisation statique, à l'étude des zones à faibles émissions, et à la modernisation des enquêtes routières grâce aux sources numériques.</p>	
<p><b>Alice Marchal</b> est chargée d'études en modélisation des trafics et déplacement au département Mobilités du Cerema Centre-Est. Après un diplôme d'ingénieur ENTPE - spécialité Transport, territoires et villes, elle a effectué une année de spécialisation en statistiques et Data Science à l'Université Lyon 2, où elle a pu apprendre les principes et le codage pour l'application de l'Intelligence Artificielle dans divers domaines (reconnaissance d'image, text mining...). Désormais au Cerema depuis 2019, elle travaille sur la modélisation statique des déplacements.</p>	