



**HAL**  
open science

## Vers une évaluation de l'impact des systèmes ADAS sur les véhicules en formation de peloton

Thibault Charlottin, Silvia Varotto, Christine Buisson

### ► To cite this version:

Thibault Charlottin, Silvia Varotto, Christine Buisson. Vers une évaluation de l'impact des systèmes ADAS sur les véhicules en formation de peloton. ATEC ITS, Jan 2025, Montrouge, France. ⟨hal-04913282⟩

**HAL Id: hal-04913282**

**<https://hal.science/hal-04913282v1>**

Submitted on 27 Jan 2025

**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.



HAL Authorization

# Vers une évaluation de l'impact des systèmes ADAS sur les véhicules en formation de peloton

Thibault Charlottin<sup>1</sup>, Silvia Varotto<sup>1</sup>, Christine Buisson<sup>1</sup>

<sup>1</sup> LICIT-ECO7, ENTPE, Université Gustave Eiffel, F-69518 Lyon, France

Congrès ATEC-ITS 2025

Beffroi de Montrouge, 21-22 janvier 2025

## Résumé :

*Le trafic routier s'automatise progressivement. En particulier, les véhicules automatisés de niveau 1 et 2 sont de plus en plus présents sur les routes. Cependant, des études réalisées sur route fermée ont montré que ces systèmes, lorsqu'ils sont en formation de peloton, entraînent une surconsommation et une augmentation de la fréquence d'apparition d'événements dangereux du point de vue de la sécurité routière. Il a également été démontré que la majorité des externalités négatives des systèmes automatisés de niveau 1 et 2 se produisent lorsque ces derniers sont regroupés en formation de peloton. Dans le but de quantifier l'impact de ces systèmes dans un trafic réel, il est nécessaire de développer une méthode de détection systématique des pelotons au sein du trafic. Une méthode reposant sur une comparaison des formes de trajectoires à l'aide de l'algorithme de « Dynamic Time Warping » (DTW) est ainsi proposée dans ce document. La méthodologie est testée sur la base de données Zen Traffic Data. Par la suite, cette méthodologie est appliquée à la base de données TGSIM, qui contient des trajectoires de véhicules conventionnels et automatisés dans un trafic réel. Les résultats indiquent que les pelotons comprenant des véhicules automatisés tendent à rester actifs plus longtemps que les pelotons composés uniquement de véhicules conventionnels. En outre, dans un peloton, lorsque la conduite du véhicule est automatisée, cette conduite imite plus fidèlement la trajectoire du leader du peloton que lorsque la voiture est pilotée par un humain.*

## 1 Introduction

Le taux de pénétration des véhicules équipés de systèmes ADAS (Advanced Driver Assistance System) est en croissance constante sur les dernières années. Selon un rapport de (Sachs, 2024), la part de marché des véhicules équipés des niveaux d'automatisation 1 à 5 devrait augmenter régulièrement sur les marchés occidentaux. En outre, (Elvik, 2020) suggère que le consentement à payer des consommateurs pour la technologie AV (Automated vehicles) pourrait augmenter de 50% d'ici 2040.

Plusieurs expériences sur routes fermées ont comparé le comportement des pelotons de véhicules équipés d'un régulateur adaptatif de vitesse (Automated Cruise Control-ACC) avec celui des pelotons de véhicules conventionnels (Human Driven Vehicles-HDV) (Makridis *et al.*, 2021). Ces études ont montré que les pelotons ACC peuvent entraîner une réduction de la capacité de trafic (Li *et al.*, 2022) et une instabilité de peloton accrue, en particulier lorsque des intervalles de temps cible plus courts sont utilisés (Ciuffo *et al.*, 2021). De plus, une étude a révélé que dans les pelotons ACC composés de six véhicules

ou plus, l'instabilité de peloton, définie comme une propagation de l'erreur d'accélération (ou décélération) (Ward et Wilson, 2011), provoque une diminution des valeurs du temps de collision (TTC) (Ciuffo *et al.*, 2021). Une autre étude a indiqué que les pelotons de véhicules ACC confrontés à une instabilité de peloton consomment davantage de carburant lorsque le contrôleur est paramétré avec un temps inter véhiculaire minimal de l'ordre de la seconde (Charlottin *et al.*, 2024b). Selon une étude, l'instabilité de peloton définie précédemment est précédée par une formation de véhicules, pouvant être appelée peloton, où les profils de vitesse de tous les véhicules composant la formation sont directement contraints par le profil de vitesse du premier véhicule de la formation (Gerlough et Huber, 1975). Il convient ainsi de déterminer la prévalence de ces formations au sein du trafic dans le but de déterminer l'impact des pelotons ACC.

A l'heure actuelle il n'existe cependant ni définition unique, ni méthode de détection jugée robuste pour détecter les pelotons. Une première définition du peloton est basée sur le temps intervéhiculaire extrait des données de boucles (Baras *et al.*, 1979; Gaur et Mirchandani, 2001; Chaudhary *et al.*, 2006). S'il existe une trois véhicules se suivant avec un temps intervéhiculaire deux à deux inférieur à quatre secondes, on peut alors considérer qu'un peloton de trois véhicules existe. Cependant une étude montre qu'un seuil strict pour séparer les régimes de flux libre et de vitesse contrainte n'est pas toujours suffisant pour déterminer si une formation constitue un peloton ou non (Hoogendoorn, 2005). Ce résultat sur l'absence de seuil universel sur le temps intervéhiculaire a mené à une seconde définition du peloton. Cette définition présente le peloton comme étant « un ensemble de véhicules se déplaçant partiellement de manière indépendante le long de trajectoires stochastique » (Ward et Wilson, 2011). A partir de cette définition une étude a permis de développer trois méthodes pour détecter les pelotons à partir de vidéos (Sudheer *et al.*, 2016). La première consiste à examiner la densité locale et à identifier des clusters de densité. Elle utilise l'algorithme de clustering DBScan appliqué aux vidéos du trafic. Cette méthode a été testée sur des routes urbaines, en particulier aux intersections équipées de feux tricolores.

La plupart des études ont proposé une détection des pelotons basée sur un seuil d'intervalle de temps (Gaur et Mirchandani, 2001; Chaudhary *et al.*, 2006; Mauro *et al.*, 2014). Les données utilisées pour cette méthode se basent sur les temps intervéhiculaires extraits données de boucle. Cependant, cette définition ne reflète pas toujours la réalité des interactions au sein du trafic. Ainsi, des bases de données de trajectoires montrent des véhicules roulant à proximité les uns des autres sans que la vitesse du suiveur ne soit contrainte, comme indiqué dans (HanshinExpressway, 2018). Cet élément souligne que la détection des pelotons doit se baser sur la détermination d'une interaction entre les véhicules. Cette interaction doit être étudiée à l'aide des trajectoires ou des profils de vitesse, plutôt qu'en utilisant un indicateur aussi simple que l'intervalle de temps. La seule méthode s'appuyant sur les trajectoires, présentée par (Sudheer *et al.*, 2016), nécessite l'utilisation de séquences vidéo du trafic. Cela entraîne un temps de calcul très long, inadapté pour analyser les pelotons dans de grands ensembles de données.

Il s'avère ainsi que pour détecter les pelotons sur une grand échelle il faille des données de taille plus modeste que des vidéos qui permettent cependant de déterminer les profils de position et de vitesse. Un type de donnée permettant cela est la trajectoire. Au cours des dernières année, des bases de données de trajectoires de taille massive ont été créés. Elles présentent des trajectoires de plusieurs milliers de véhicules sur des distances de l'ordre de 1 à 5km. L'arrivée de telles trajectoires ouvre ainsi la voie à l'étude de la dynamique du trafic à partir des trajectoires et non seulement des temps intervéhiculaires de la vitesse ou du débit. Dans le cadre de ce travail on utilisera la base Zen Data (HanshinExpressway, 2018) pour évaluer s'il est possible d'utiliser les trajectoires pour extraire les pelotons. Nous utiliserons ensuite la donnée TGSIM (Talebpour *et al.*, 2024) pour évaluer l'impact des systèmes ACC sur les pelotons en terme de durée de vie et de cohérence des trajectoires.

Le document présente quatre parties suivant cette introduction, une présentation de la méthode de détection des pelotons, une validation de cette méthode, la présentation des résultats tirés de l'explo-

tation de la méthode sur des trajectoires humaines et ACC et enfin une partie résumant les résultats et présentant leurs implications.

## 2 Méthodes

### 2.1 Définir un peloton de façon systématique

Selon la littérature présentée en introduction, un peloton est composé de véhicules interagissant tous les uns avec les autres. En d'autres termes, si un peloton de taille  $N$  existe, cela signifie que les  $N-1$  véhicules situés en aval du véhicule suiveur adoptent un comportement de poursuite de leur propre véhicule leader. Une façon de formaliser cette relation entre deux véhicules est d'écrire :

$$v_2(t + \theta_2) = F(x_2(t), v_1(t)) \quad (1)$$

Où 2 est le suiveur, 1 son leader,  $x$  la position,  $v$  la vitesse et  $\theta$  la translation temporelle (contenant, entre autres, le temps de réaction) entre 1 et 2. Pour évaluer l'impact des pelotons ACC à l'échelle du trafic, on cherche à détecter les formations où le premier véhicule de la file (qu'on nommera *leader global*) impose son profil de vitesse à tous les véhicules de la file. Cela revient à supposer qu'il existe une relation de poursuite entre le leader global et n'importe quel véhicule de la file. Alors, si l'on suppose que les translations temporelles sont additives, il est possible de relier la vitesse du véhicule 1 à celle, par exemple, du véhicule 3 de cette façon :

$$v_3(t + \theta_2 + \theta_3) = F(x_3(t + \theta_2), F(x_2(t), v_1(t))) \quad (2)$$

Si l'on généralise, il est possible de relier les positions du véhicule  $N$  au premier véhicule de la file en intégrant les profils de vitesse de cette façon :

$$x_n(t + \sum_{i=1}^n \theta_i) = \int F(x_n(t + \sum_{i=1}^{n-1} \theta_i), F(x_1(t), v_0(t))) \quad (3)$$

La conséquence « pratique » de cette équation est qu'il est possible de détecter les pelotons à partir des trajectoires de véhicules en comparant leurs similitudes. La méthode de détection des pelotons se basera ainsi sur ce point.

### 2.2 Détecter un peloton

Pour détecter un peloton au sein du trafic, on utilise une métrique de comparaison des trajectoires permettant de minimiser l'impact des erreurs de mesure de la position des pelotons ainsi que de prendre en compte la forme de la trajectoire. De plus, cette méthode doit permettre l'identification des pelotons pour tout état de trafic. Un algorithme permettant cela est le Dynamic Time warping (DTW) (Senin, 2008).

Dans un premier temps, on identifie les paires de véhicules se suivant. Pour ce faire les trajectoires sont, pour tout instant de temps, triées par voie et ordonnée du véhicule le plus en amont à celui le plus en aval. Les paires leader-suiveur sont ensuite extraites de cette donnée triée et ordonnée. Puis, pour chaque paire, le DTW est calculé entre le leader et le suiveur. Parallèlement, 100 trajectoires sont tirées aléatoirement et sont annotées manuellement "poursuite" ou "vitesse libre". Les valeurs de DTW

sont ensuite comparées avec les annotations ce qui permet de déterminer un seuil de similitude des trajectoires fixé à 1.5<sup>1</sup>. Ce seuil de similitude est considéré comme universel tant pour la détection des véhicules en poursuite que pour la détection des véhicules appartenant à un peloton.

On identifie ensuite les formations de véhicules se suivant en étant en situation de poursuite les uns derrière les autres en prenant pour seuil celui de 1.5 pré-établi à l'étape précédente. Le processus de détection de ces chaînes de poursuite est présenté en Figure 1

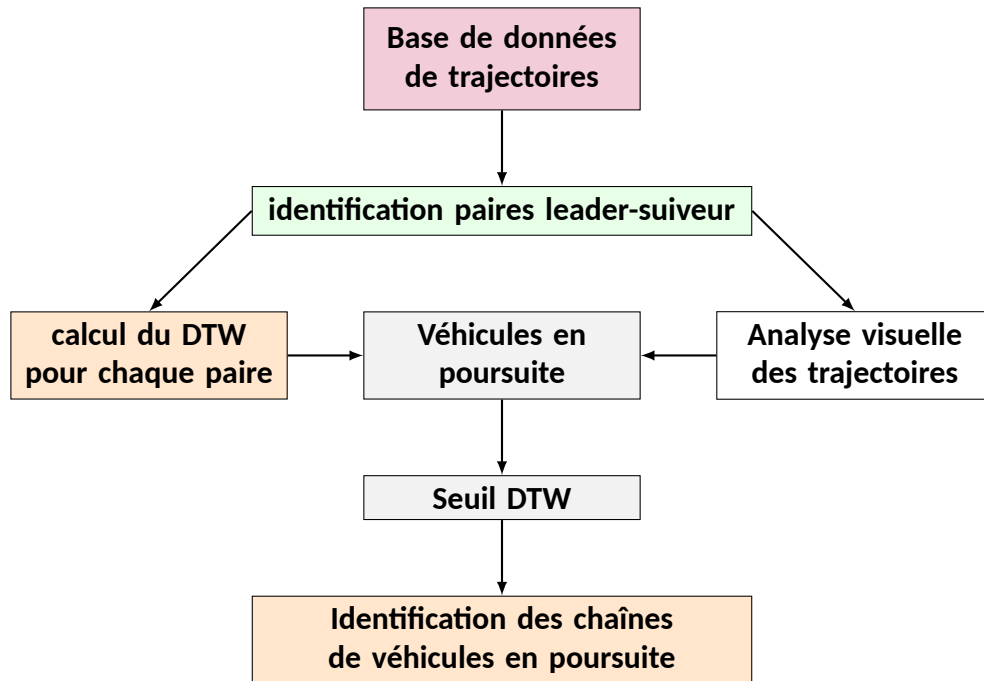


Figure 1 - Méthode de détection des chaînes de poursuite à partir des données de trajectoire

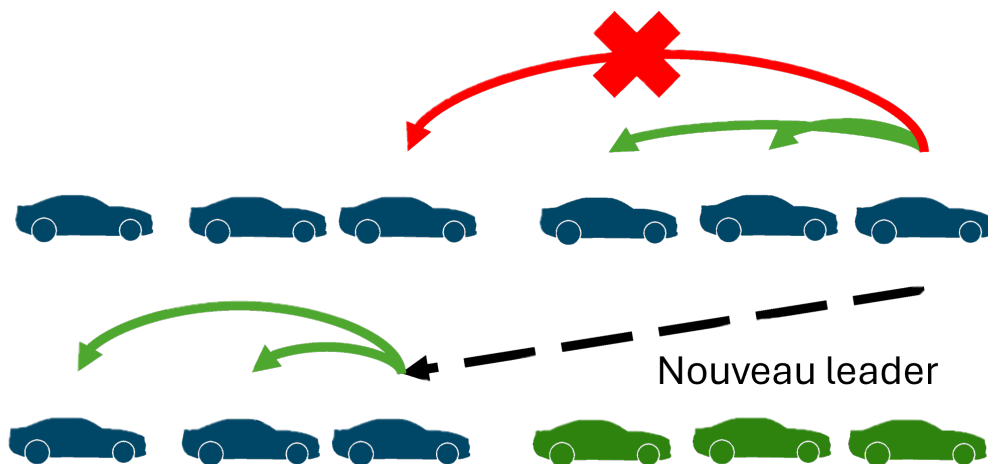


Figure 2 - Présentation de la méthode de détection d'un peloton à partir d'une chaîne de véhicules. Une ligne verte représente un test DTW, et une croix rouge indique une valeur DTW supérieure au seuil.

1. Plus de détails sur la détermination de ce seuil sont disponible dans l'article (Charlottin *et al.*, 2024a)

Une fois toutes les chaînes identifiées, nous utilisons l'algorithme DTW à l'échelle des chaînes de poursuite. Tant que la valeur DTW entre le leader de la chaîne et le véhicule testé est inférieure au seuil de 1.5, nous utilisons le premier véhicule de la chaîne comme trajectoire de référence. Une fois que cette condition sur la valeur du DTW n'est plus respectée, nous redémarrons le processus en utilisant le premier véhicule où la condition de seuil n'est pas respectée comme référence. Une présentation graphique de cette méthode est présentée dans la Figure 2.

### 3 Validation de la méthode

La méthode est appliquée à grande échelle sur la base de données Zen Traffic Data (HanshinExpressway, 2018). Elle comporte des trajectoires collectées sur des autoroutes autour d'Osaka au Japon. La limite de vitesse sur cette route est de 100 km/h. La première étape de la validation est de définir la valeur limite à partir de laquelle on considère que deux trajectoires sont suffisamment proches pour que le suiveur interagisse avec le leader.

Par la suite, on valide la capacité de la méthode à détecter des comportements de poursuite dans l'intégralité des plages de trafic. Pour ce faire, on observe les distributions de DTW par plages de vitesse présentées en Figure 3.

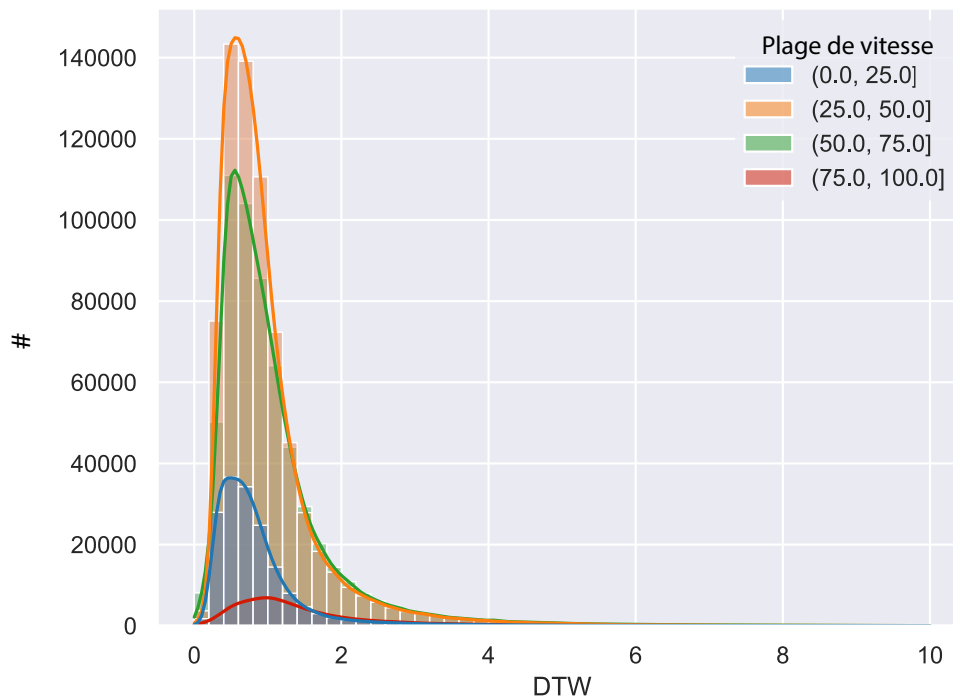


Figure 3 – Distributions de DTW en groupées par plages de vitesse. Les courbes correspondent aux estimations des fonctions de densité associées. Les plages de vitesse sont exprimées en km/h.

On observe que plus la plage de vitesse est faible, plus la distribution de DTW est centrée autour d'une valeur faible. Néanmoins, les valeurs de DTW montrent que le pourcentage de véhicules en situation de poursuite est non négligeable pour les plages de vitesse plus élevée comme montré Tableau 1.

Ces résultats montrent qu'il est possible d'observer des trajectoires similaires d'un véhicule à un autre. Cela démontre qu'il peut exister un comportement de poursuite pour tout état de trafic.

plage de vitesse [km/h]	pourcentage de véhicules en poursuite
[0, 25]	90%
[25, 50]	86%
[50, 75]	82%
[75, 100]	67%

Table 1 – Pourcentage de véhicules en poursuite en fonction de la plage de vitesse

La figure 4 présente un peloton détecté via notre méthode. Dans ce peloton, le troisième véhicule commence à freiner 35 secondes après que l’algorithme ait détecté le peloton pour la première fois. Cependant, le leader du peloton ne freine pas. Ainsi, il n’y a qu’un seul véhicule, le deuxième de la chaîne, dont la trajectoire est directement contrainte par le leader du peloton. L’algorithme détecte que la formation ne respecte plus la définition du peloton et la marque comme "non-peloton" dans la fenêtre de temps suivante.

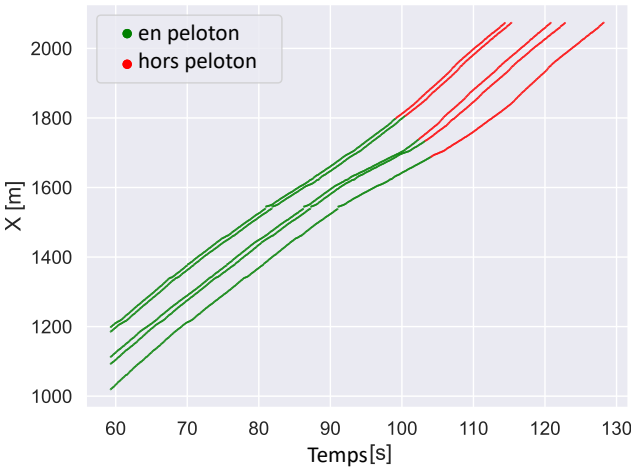


Figure 4 – Un exemple de peloton détecté au sein de la donnée Zen Traffic Data à l’aide de l’algorithme utilisé

## 4 Potentiel d’application à des trajectoires de véhicules automatisés

La méthode proposée permet de détecter les pelotons au sein de données de trajectoires. Il est possible à partir de ces pelotons détectés de calculer différentes métriques. Premièrement, on peut calculer la durée de vie du peloton. Une étude met en évidence que la densité de naissance des pelotons est fonction croissante de la densité en véhicules (Charlottin *et al.*, 2024a). Elle montre que les pelotons survivaient plus longtemps en cas de virages serrés et de pente nulle. Enfin, démontre la taille des pelotons avait un impact négatif sur leur survie.

On applique dans la suite de cet article la méthode à la base de données TGSIM (Talebpour *et al.*, 2024) qui présente des trajectoires de véhicules humains et de véhicules équipés de l’ACC. Les trajectoires ont été recueillies sur route ouverte, de façon à ce que les conducteurs humains ne soient pas prévenus de leur interaction avec des systèmes ADAS.

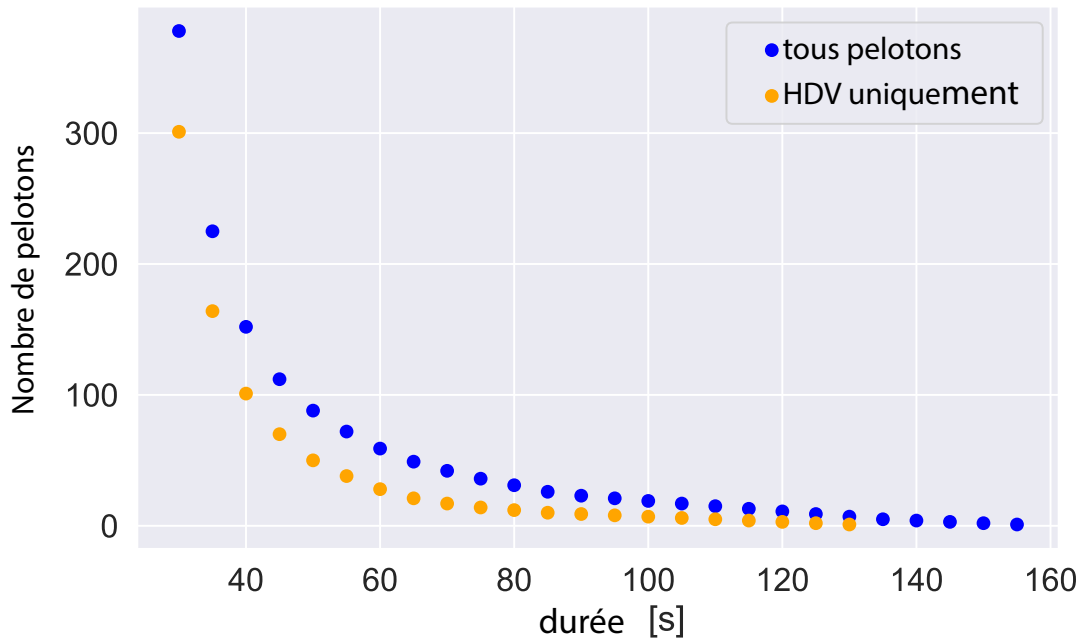


Figure 5 – Nombre cumulé de pelotons en vie en fonction de leur durée de vie. Les point oranges correspondent aux véhicules conventionnels, les points bleu à l’ensemble des pelotons observés sur le réseau étudié.

#### 4.1 Axe 1 : Estimation de la durée de vie des pelotons contenant des ACC

Une étude laisse suggérer que le processus de survie du peloton suit un processus markovien (Charlottin *et al.*, 2024a). Par conséquent, il est possible de modéliser le nombre de peloton en vie en fonction de du temps passé depuis leur naissance par une régression exponentielle<sup>2</sup>. De là, on peut calculer l’espérance de vie d’un peloton sous la forme d’une demie vie. L’utilisation de cette méthode a permis de calculer la demie vie du peloton dans un trafic essentiellement composé de véhicules conventionnels. Cette demie-vie, définie comme le temps au bout duquel la moitié des pelotons ont disparu, est estimée à 15s.

Pour estimer l’espérance de vie des pelotons contenant des véhicules automatisés, on utilise les résultats de détection obtenus sur la base de données TGSIM. La figure 5 présente le nombre cumulé de pelotons encore en vie versus leur durée d’existence pour les deux types de pelotons.

On réalise alors la même régression que sur les données issues de Zen traffic data. Cela nous donne des intervalles de confiance pour le coefficient directeur de la régression de  $[-0, 44; -0.48]$  pour les pelotons HDV. Pour l’ensemble des pelotons l’intervalle de confiance est de  $[-0, 36; -0.38]$ . Cela signifie que dans un trafic mélangeant HDV et ACC, les pelotons survivent plus longtemps.

La comparaison des demie-vies obtenues sur les trajectoires TGSIM, indique une durée comprise entre 13,59 secondes et 16,50 secondes pour les pelotons composés uniquement de véhicules conventionnels. Si on ajoute les pelotons comportant des véhicules automatisés, la demie-vie devient comprise entre 17,33 et 19,80 secondes. Cela indique une augmentation de la demie-vie de l’ordre de 22%.

Une conséquence directe d’une telle augmentation de la demie-vie est l’augmentation significative

2. dans cette étude la régression ne prend pas en entrée les durées de 30s qui sont probablement surestimées du fait de limites de la méthode

du nombre de pelotons ayant une durée de vie supérieure ou égale à 60 secondes. Supposons qu'à  $t=0$ , le nombre de pelotons soit à 1000. Avec un trafic uniquement humain, on obtient un nombre de pelotons au bout d'une minute compris entre 71 et 63. Si le trafic est mixte, on obtient cette fois-ci un nombre de pelotons compris entre 115 et 102. Cela correspond à une augmentation de l'ordre de 40% du nombre de pelotons.

L'augmentation du temps de vie des pelotons ACC en comparaison des pelotons humains indique que la probabilité d'observer des événements d'instabilité est, dans un trafic réel, non négligeable. Or, l'instabilité de peloton est corrélée à une augmentation du nombre de freinages dangereux d'un point de vue sécurité routière.

## 4.2 Axe 2 : Comparaison des valeurs de DTW entre les pelotons contenant des ACC et les pelotons HDV

La valeur du DTW calculée lors de l'exécution de l'algorithme de détection des pelotons indique le niveau de fidélité de translation de trajectoire. Il est attendu que plus ce niveau de fidélité de la translation est élevé, plus il est difficile de s'insérer entre deux véhicules dans la mesure où la possibilité de coopération lors du changement de voie sera plus limitée. La figure 6 présente les valeurs de DTW pour les véhicules détectés au sein d'un peloton.

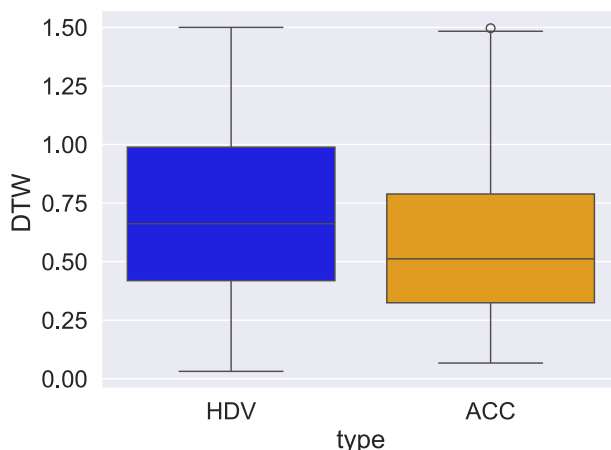


Figure 6 – Comparaison des valeurs de DTW pour les véhicules en peloton entre les véhicules conventionnels et les véhicules humains au sein de l'expérience L1 de la base de données TGSIM.

On observe sur cette figure que les valeurs de DTW semblent plus faibles pour les véhicules ACC. Un test statistique de Mann-Whitney U confirme cette hypothèse avec une p-valeur de  $8,67 \times 10^{-12}$  (statistique 4440) indiquant que les véhicules ACC en peloton ont répliqué de façon plus fidèle les trajectoires du véhicule de tête de peloton que les véhicules conventionnels.

Ce résultat indique que les véhicules ACC répliquent plus fortement le profil de vitesse du véhicule en tête de peloton que les véhicules conventionnels. Par conséquent, les pelotons comprenant des véhicules équipés de l'ACC tendent à créer des formations homogènes en vitesse ce qui a un possible impact sur la capacité des véhicules à s'insérer dans de telles formations.

## 5 Discussion et conclusion

Les résultats de cette étude mettent en évidence les particularités des pelotons possédant en leur sein des véhicules ACC par rapport aux pelotons composés uniquement de véhicules conventionnels. Deux axes principaux ont été explorés : la durée de vie des pelotons et leur qualité, mesurée par la qualité de réplication des profils de vitesse entre le leader de la formation et les autres véhicules.

Les données analysées montrent que les pelotons ACC ont une demie-vie plus longue que les pelotons humains, avec une augmentation estimée à environ 40%. Cela indique une tendance des véhicules ACC à maintenir des formations stables plus longtemps. Bien que cela puisse sembler bénéfique en termes de fluidité du trafic, cette caractéristique pose également des problèmes potentiels. En effet, une durée de vie prolongée peut augmenter la probabilité d'occurrence d'événements d'instabilité au sein des pelotons, un phénomène déjà observé dans des environnements expérimentaux ou contrôlés (Ciuffo *et al.*, 2021; Gunter *et al.*, 2019). L'augmentation du nombre d'évènements d'instabilité peut, à terme, entraîner une augmentation du nombre de freinages dangereux (Charlottin *et al.*, 2024b).

L'analyse des valeurs de Dynamic Time Warping (DTW) révèle que les véhicules ACC présentent une meilleure qualité de réplication des profils de vitesse que les véhicules humains. Cela signifie que les véhicules ACC tendent à imiter plus fidèlement le comportement du leader du peloton. Ce comportement pourrait améliorer l'homogénéité des pelotons et réduire les différences de vitesse, favorisant théoriquement une circulation plus fluide. Cependant, cette homogénéité accrue peut également limiter les capacités d'insertion ou de sortie des véhicules extérieurs dans ou hors des pelotons ACC. Un tel phénomène pourrait entraîner une fragmentation du trafic, créant des poches de circulation difficiles à intégrer pour les véhicules humains. Ces observations soulignent un paradoxe : si les véhicules ACC améliorent la stabilité interne des pelotons, ils peuvent, à plus grande échelle, introduire des rigidités dans les flux de trafic mixtes.

Bien que les résultats soient prometteurs, plusieurs limites doivent être prises en compte pour la suite. Premièrement, les données TGSIM reflètent des contextes spécifiques qui ne couvrent pas toutes les configurations de trafic réel. En particulier le pourcentage de poids-lourds est de 20% sur ces données ce qui potentiellement mène à surévaluer l'espérance de vie des pelotons. Deuxièmement, les conducteurs pilotant les ACC utilisés dans cette expérimentation avaient pour consigne de rester, si possible, en formation de peloton. Ce second point implique une potentielle surévaluation de la demie-vie des pelotons ACC au sein d'un trafic mixte.

De nouvelles études sur les données plus larges I24 motion (Gloudemans *et al.*, 2023) sont nécessaires pour évaluer l'impact global des systèmes ACC sur le trafic. Cette base de donnée, dont la publication d'une version consolidée est prévue au cours de l'année 2025 présente des trajectoires longues de 6km et contient, des enregistrements de 100 AV insérés dans le trafic. L'étude de cette base de données, encore plus massive que les deux premières utilisées permettra de valider ou d'infirmer les premières hypothèses.

Ces premiers résultats indiquent qu'une modification des algorithmes de contrôle, en complément de la connectivité qui n'est pas systématiquement opérante, des ACC est nécessaire de façon à éviter des situations d'instabilité de peloton qui ont démontré à plusieurs reprises leur impact négatif sur la sécurité routière (Makridis *et al.*, 2021; Ciuffo *et al.*, 2021). Plus généralement, cette étude montre l'intérêt de ces nouvelles bases de données de trajectoires sur l'analyse du trafic. Ce type de donnée permet une analyse en profondeur de la dynamique des véhicules au sein du trafic à un niveau de détails jamais atteint par le passé.

## Références

- Baras, J., Dorsey, A. et Levine, W. (1979). Estimation of traffic platoon structure from headway statistics. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24(4) :553–559. 10.1109/TAC.1979.1102118.
- Charlottin, T., Varotto, S. et Buisson, C. (2024a). Birth, life and death of a platoon. *preprint*.
- Charlottin, T., Varotto, S., Jeanneret, B., Gillet, S. et Buisson, C. (2024b). Fuel consumption of adaptive cruise control platoons : Bench experiments and data-driven estimation for real traffic. *Transportation Research Record*, 0(0) :03611981241260699. 10.1177/03611981241260699.
- Chaudhary, N. A., Abbas, M. M. et Charara, H. A. (2006). Development and Field Testing of Platoon Identification and Accommodation System. *Transportation Research Record*, 1978(1) :141–148. 10.1177/0361198106197800118.
- Ciuffo, B., Mattas, K., Makridis, M., Albano, G., Anesiadou, A., He, Y., Josvai, S., Komnos, D., Pataki, M., Vass, S. et Szalay, Z. (2021). Requiem on the positive effects of commercial adaptive cruise control on motorway traffic and recommendations for future automated driving systems. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 130 :103305. 10.1016/j.trc.2021.103305.
- Elvik, R. (2020). The demand for automated vehicles : A synthesis of willingness-to-pay surveys. *Economics of Transportation*, 23 :100179. 10.1016/j.ecotra.2020.100179.
- Gaur, A. et Mirchandani, P. (2001). Method for Real-Time Recognition of Vehicle Platoons. *Transportation Research Record*, 1748(1) :8–17. 10.3141/1748-02.
- Gerlough, D. L. et Huber, M. J. (1975). *Traffic flow theory : a monograph*. Numéro 165 de Special report / Transportation Research Board, National Research Council. National Research Council, Washington, DC. OCLC : 1974077.
- Gludemans, D., Wang, Y., Ji, J., Zachár, G., Barbour, W., Hall, E., Cebelak, M., Smith, L. et Work, D. B. (2023). I-24 motion : An instrument for freeway traffic science. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 155 :104311. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2023.104311>.
- Gunter, G., Gludemans, D., Stern, R. E., McQuade, S. T. et Bhadani (2019). Are commercially implemented adaptive cruise control systems string stable ? *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pages 1–12. 10.1109/TITS.2020.300068.
- HanshinExpressway (2018). Zen traffic dataset website. accessible at <https://zen-traffic-data.net/english/>.
- Hoogendoorn, S. P. (2005). Unified approach to estimating free speed distributions. *Transportation Research Part B : Methodological*, 39(8) :709–727.
- Li, T., Chen, D., Zhou, H., Xie, Y. et Laval, J. (2022). Fundamental diagrams of commercial adaptive cruise control : Worldwide experimental evidence. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 134 :103458. 10.1016/j.trc.2021.103458.
- Makridis, M., Mattas, K., Anesiadou, A. et Ciuffo, B. (2021). OpenACC. An open database of car-following experiments to study the properties of commercial ACC systems. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 125 :103047. 10.1016/j.trc.2021.103047.
- Mauro, R., Branco, F. et Guerrieri, M. (2014). Contribution to the platoon distribution analysis in steady-state traffic conditions. *Periodica Polytechnica Civil Engineering*, 58/3 (2014) :217–227. 10.3311/PPci.7472.
- Sachs, G. (2024). Partially autonomous cars forecast to comprise 10% of new vehicle sales by 2030. Rapport technique.

- Senin, P. (2008). Dynamic time warping algorithm review. *Information and Computer Science Department University of Hawaii at Manoa Honolulu, USA*, 855(1-23) :40.
- Sudheer, S., Thomas, H., Sharma, A. et Vanajakshi, L. D. (2016). Automated techniques for real time platoon detection and identification. *In 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1820–1825. IEEE.
- Talebpour, A., Mahmassani, H. S., Hamdar, S. H. et University of Illinois at Urbana-Champaign (2024). Third Generation Simulation Data (TGSIM) : A Closer Look at The Impacts of Automated Driving Systems on Human Behavior. Rapport technique FHWA-JPO-24-133.
- Ward, J. A. et Wilson, R. E. (2011). Criteria for convective versus absolute string instability in car-following models. *Proceedings of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 467(2132) :2185–2208. 10.1098/rspa.2010.0437.

## Thibault Charlottin

Thibault Charlottin est ingénieur de l'École Nationale des Travaux Publics de l'État, diplômé en 2022. Il est actuellement doctorant au sein du Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transport - Eco7 (LICIT-Eco7), une unité mixte de recherche de l'ENTPE et de l'Université Gustave Eiffel. Sa thèse porte sur « L'analyse empirique de l'impact des pelotons ACC sur le trafic », dirigée par Christine Buisson et Silvia Varotto.

Ses travaux actuels portent sur l'étude à l'échelle microscopique des ACC insérés dans le trafic. Ils sont orientés en trois axes :

- Étude de l'impact sur la consommation de la présence de véhicules ACC dans le trafic
- Étude de l'impact sur la sécurité routière de la présence de véhicules ACC dans le trafic
- Étude de l'impact sur la capacité locale de la présence de véhicules ACC dans le trafic

Par ailleurs, il exerce les fonctions de chargé de TD au sein de l'ENTPE.

## Silvia Varotto

Silvia Varotto is a chargée de recherche in the Transport and Traffic Engineering Laboratory (LICIT-ECO7) at École Nationale des Travaux Publics de l'État (ENTPE). Her main research interest is developing advanced mathematical models that capture the decision making of individuals realistically and can be implemented into simulations to assess the impact of cutting-edge technologies on the transportation system. In 2021-2022, she was a postdoctoral researcher in discrete choice modelling in transportation at Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (Switzerland). She worked as a researcher in human factors in vehicle automation at SWOV Institute for Road Safety Research (the Netherlands) from 2018 to 2021. In 2018, she obtained her PhD at Delft University of Technology (the Netherlands) on the thesis "Driver behaviour during control transitions between Adaptive Cruise Control and manual driving : empirics and models". She received her BSc and MSc in Civil Engineering from the University of Trieste (Italy).