

# Vehicle Activity Dataset : Un jeu de données multimodal pour l'analyse des émissions des véhicules et des scènes routières en vue d'un éco-routage

Firas JENDOUBI<sup>1,2</sup> Vishnu PRADEEP<sup>1</sup> Redouane KHEMMAR<sup>1</sup> Madjid HADDAD<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Univ Rouen Normandie, ESIGELEC, Normandie Univ, IRSEEM UR4353, F-76000 Rouen, France

<sup>2</sup> SEGULA Technologies, Nanterre, 92000, France

**Résumé** – Dans le domaine de la mobilité intelligente, l'IA joue un rôle clé pour réduire l'impact environnemental du trafic routier. Pour cela, nous développons une carte écologique en temps réel, visualisant la consommation énergétique et les émissions de CO des véhicules électriques et thermiques sur différents tronçons. Cette approche est d'autant plus pertinente que les émissions routières constituent l'une des principales sources de pollution urbaine, rendant indispensable une analyse fine du comportement des véhicules. Dans cet article, nous présentons le Vehicle Activity Dataset (VAD), un ensemble de données innovant combinant des mesures d'émissions par PEMS, des scènes routières capturées par caméra RGB et des détections d'objets. Ce dataset permet d'étudier les corrélations entre les émissions polluantes et l'environnement routier. Les résultats expérimentaux, obtenus en conditions réelles, confirment la robustesse de notre méthode et ouvrent des perspectives prometteuses pour une mobilité plus durable.

**Abstract** – In the field of intelligent mobility, AI plays a key role in mitigating the environmental impact of road traffic. To this end, we develop a real-time ecological map that visualizes energy consumption and CO emissions from both electric and combustion vehicles across different road segments. This approach is particularly relevant given that road emissions are a major contributor to urban pollution, making a detailed analysis of vehicle behavior essential. In this paper, we introduce the Vehicle Activity Dataset (VAD), an innovative dataset combining PEMS-based emission measurements, RGB camera-captured road scenes, and object detection. VAD enables the study of correlations between pollutant emissions and road environment dynamics. Experimental results under real-world conditions demonstrate the robustness of our method and highlight promising avenues for more sustainable mobility solutions.

## 1 Introduction

Le développement de la mobilité intelligente s'appuie sur l'analyse des données véhiculaires multidimensionnelles, incluant vitesse, émissions polluantes et trajectoires GPS, permettant une caractérisation précise des dynamiques de trafic et de leur impact environnemental [2]. L'intégration de ces mesures avec l'analyse des scènes routières par vision par ordinateur offre des perspectives prometteuses pour optimiser les flux de circulation et réduire les émissions polluantes.

Les véhicules modernes, équipés de capteurs embarqués sophistiqués (Portable Emission Measurement System (PEMS), OBD, caméras), génèrent des données riches sur leur comportement dynamique et leur consommation énergétique. La corrélation de ces mesures avec les caractéristiques des infrastructures routières permet d'identifier les principaux facteurs influençant les émissions et de développer des solutions de mobilité durable adaptées.

Nous présentons ici le Vehicle Activity Dataset (VAD), un jeu de données innovante combinant mesures précises d'émissions ( $\text{CO}_2$ ,  $\text{NO}_x$ ) via systèmes PEMS, des scènes routières et métadonnées contextuelles enrichies. Cette approche intégrée permet une modélisation fine des relations entre environnement routier et émissions, ouvrant la voie à des applications concrètes en estimation temps-réel des émissions et optimisation des flux de trafic.

## 2 Travaux connexes

Les villes font face à une urbanisation croissante, augmentant la demande en infrastructures et impactant le transport, principal contributeur aux émissions de GES [8]. D'ici 2050, ces émissions et la consommation d'énergie devraient encore augmenter. Pour réduire l'impact du transport, l'éco-conduite et l'optimisation des trajets sont des approches efficaces [7]. Cependant, l'adoption durable de ces pratiques reste un défi [12]. Par ailleurs, les problèmes de routage (VRP) permettent de minimiser la distance, le temps de trajet et la consommation, mais intègrent rarement l'adaptabilité des conducteurs [10]. L'Intelligent Transport System (ITS) joue un rôle clé dans l'amélioration de l'efficacité énergétique et la réduction des émissions, avec des gains significatifs en consommation et en sécurité [1]. L'électrification des véhicules s'impose également comme une solution durable [4].

Notre projet s'inscrit dans cette dynamique en développant une carte écologique temps réel du trafic. L'innovation repose sur l'IA (Intelligence Artificielle) pour estimer précisément la consommation des Véhicules Électriques et les émissions des Véhicules Thermiques, en modélisant ces impacts via une approche hybride et en intégrant une analyse sémantique des scènes routières. L'utilisation de nouvelles e-ADAS (Advanced Driving Assistance Systems) renforce la sécurité et l'éco-conduite. L'élaboration de cette carte repose sur un jeu de données innovant combinant données véhicules et infrastructures routières. Ce dataset permet une analyse environnementale plus précise et éclaire la prise de décision à tous les niveaux.

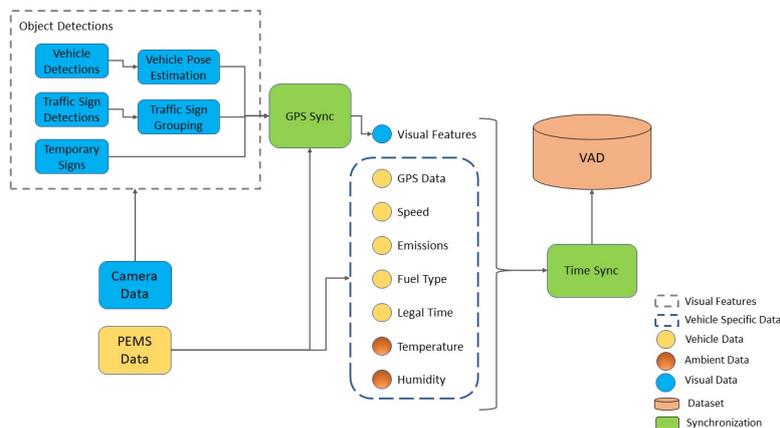


FIGURE 1 : Architecture et construction du VAD.

### 3 Présentation du jeu de données VAD

Nous introduisons le Vehicle Activity Dataset, un jeu de données combinant les informations des véhicules et des scènes routières pour favoriser les avancées en éco-mobilité. Cette intégration permet d'étudier la relation entre les émissions des véhicules et les conditions routières.

La Figure 1 illustre le processus de création du VAD. Les images des scènes routières sont capturées simultanément avec les mesures d'émissions fournies par le Portable Emission Measurement System, un outil clé développé par le CERTAM (Centre Régional d'Innovation et de Transfert Technologique situé en Normandie). PEMS collecte des données en conditions réelles, incluant les émissions polluantes, la position GPS et la vitesse des véhicules. Ensuite, l'extraction des informations routières est réalisée à partir des images, avant une synchronisation minutieuse avec les données PEMS. Cette fusion assure une correspondance cohérente entre le contexte visuel et les informations environnementales, offrant ainsi un jeu de données structuré et pertinent pour l'analyse et l'optimisation des stratégies de mobilité durable.

## 4 Méthodologie et Résultats

### 4.1 Collecte de données

La collecte de données est essentielle pour l'analyse des émissions des véhicules et des scènes routières. L'intégration de multiples sources, telles que les émissions, la vitesse et la position GPS (altitude, longitude, latitude), permet une compréhension globale des facteurs influençant ces émissions et leur répartition spatiale. Nos expériences ont été menées à Rouen, France, avec l'ESIGELEC comme point de départ. Un véhicule diesel Renault a été utilisé pour garantir la cohérence des mesures. Les trajets ont couvert plusieurs destinations variées (Bosguouet, Brionne, Neubourg, Yvetot), incluant différents types de routes et conditions de circulation. Pour chaque destination, nous avons collecté des données lors des trajets aller et retour en suivant deux itinéraires distincts : l'un optimisé par Google Maps pour la rapidité et l'autre privilégiant une conduite éco-responsable. Cette approche a permis d'évaluer l'impact des choix d'itinéraires sur les émissions et la mobilité durable.

Le PEMS, installé à l'arrière du véhicule, comme illustré à la Figure 2, a enregistré les émissions, la vitesse et la po-

sition GPS à une fréquence de 1 Hz, permettant une analyse fine des variations d'émissions selon les scénarios de conduite. La vitesse a fourni des indications sur les comportements de conduite (accélérations, freinages), tandis que les coordonnées GPS ont permis de cartographier les émissions et d'identifier les zones critiques. Le tableau 1 présente un aperçu des données PEMS dans le VAD, mettant en évidence quelques exemples des émissions de gaz des véhicules et d'autres variables pertinentes.



FIGURE 2 : PEMS installé à l'arrière du véhicule de test pour la mesure des émissions en temps réel.

En complément, des images des scènes routières ont été capturées à l'aide d'une caméra Intel RealSense montée à l'avant du véhicule. Ces images enrichissent le jeu de données en offrant des informations visuelles sur l'infrastructure routière, la circulation et l'environnement, renforçant ainsi l'analyse des interactions entre les conditions routières et les émissions. Lors de la collecte, des images de résolution  $1920 \times 1080$  ont été capturées à une fréquence de 5 fps, assurant un équilibre entre richesse visuelle et stockage. Ce taux permet de suivre l'évolution temporelle de la scène routière selon les scénarios de conduite.

TABLE 1 : Exemples représentatifs des données PEMS dans VAD.

Type de carburant	Variables	Taille des données	Min	Max	Moyenne	Écart-type
Diesel	CO <sub>2</sub> (g/s)	28,972 lignes	$6.51 \times 10^{-7}$	16.359	3.102	3.009
	CO (g/s)		$3.38 \times 10^{-10}$	0.368	$1.3 \times 10^{-3}$	0.01
	O <sub>2</sub> (g/s)		0.0002	17.398	3.818	2.389
	NO (g/s)		$2.74 \times 10^{-8}$	0.124	0.014	0.018
	NO <sub>2</sub> (g/s)		$2.01 \times 10^{-8}$	0.0198	0.0025	0.0032
	Vitesse du véhicule (km/h)		0	136.899	62.876	39.623
	Pression ambiante (kPa)		994	1025	1007.672	35.875
	Humidité ambiante (%)		29.2	100.7	67.917	15.910
Température ambiante (K)	290.75	301.85	293.917	2.471		

## 4.2 Extraction des données routières

L'extraction des informations de la scène routière à partir des images capturées est essentielle pour créer le dataset et obtenir une vision complète des conditions de la route et de la densité du trafic. Ce processus repose sur trois modèles YOLO, choisis pour couvrir différents aspects de la scène : l'un pour la densité du trafic, un autre pour les feux et passages piétons, et un dernier pour les panneaux de signalisation.

### 4.2.1 Détection de la densité du trafic

La détection de la densité du trafic vise à quantifier la présence de véhicules dans les scènes observées, un facteur crucial lié aux émissions de CO<sub>2</sub>. L'identification précise des véhicules orientés vers l'arrière par rapport à la caméra est essentielle [5]. Les véhicules circulant dans la même direction que nous influencent directement la dynamique du trafic et doivent être pris en compte. Nous utilisons un modèle YOLOv5 pré-entraîné [9], performant pour cette tâche. Ce modèle, basé sur le Vehicle Orientation Dataset [6], se concentre sur les véhicules tels que les voitures, camions et bus. Nous distinguons deux catégories : 'véhicule entrant' et 'véhicule sortant'. Notre objectif est principalement d'analyser les 'véhicules sortants' ("dans le même sens que notre véhicule"), car ils influencent directement la densité du trafic et les impacts environnementaux. La Figure 3 illustre les résultats de la détection de véhicules dans les images collectées.



FIGURE 3 : Détection de véhicules avec orientation : exemples issus de notre jeu de données. Véhicules entrants (en bleu) ; Véhicules sortants (en rouge).

### 4.2.2 Détection des feux de circulation

Cette section aborde la détection des feux de circulation, un aspect clé pour analyser les conditions de circulation et les passages piétons le long de notre trajet. Pour ce faire, nous utilisons un modèle YOLOv5 pré-entraîné [3], reconnu pour sa capacité à fournir des résultats précis. Ce modèle a été entraîné sur un ensemble de données diversifié comprenant des images de feux de circulation et de passages piétons sous diverses conditions météorologiques, comme des journées pluvieuses, normales et ensoleillées, et ce, sur 50 epochs. Le modèle est configuré pour identifier trois classes spécifiques : le passage piéton, le feu vert et le feu rouge. Cette approche permet de collecter des informations essentielles sur l'état des feux de circulation et la présence de piétons traversant la rue, enrichissant ainsi notre base de données avec des données fiables sur la sécurité des piétons et la dynamique du trafic. La Figure 4 illustre les résultats de la détection de ces objets dans les images collectées.



FIGURE 4 : Détection des feux de circulation avec des exemples de notre jeu de données : Feu vert détecté.

### 4.2.3 Détection des panneaux de signalisation

Cette section traite de la détection des panneaux de signalisation, éléments clés influençant les conditions de circulation et le comportement des véhicules. Leur rôle dépasse la simple signalisation visuelle en régulant la vitesse et les émissions. Nous avons adopté une approche basée sur YOLOv3 et un modèle CNN [11], cette stratégie repose sur YOLOv3 pour détecter les panneaux, suivi d'un CNN pour leur classification. L'application du modèle sur nos images a montré des détections précises et fiables, comme illustré à la Figure 5.

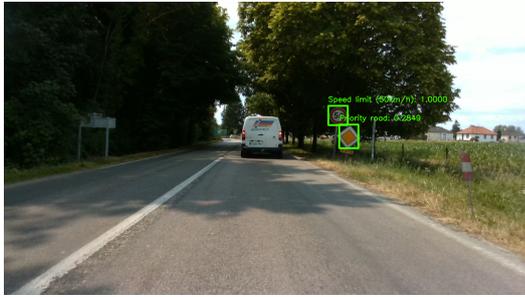


FIGURE 5 : Exemples de détection de panneaux routiers "limitation de vitesse" et "cédez le passage" issus de notre jeu de données.

### 4.3 Synchronisation des données

Pour obtenir le format final du VAD, une étape cruciale consiste à intégrer les données PEMS et les images. Cette fusion nécessite un processus de synchronisation minutieux pour aligner ces deux sources de données disparates. Comme expliqué précédemment, les données PEMS et les images sont acquises à des fréquences différentes : 1 Hz pour PEMS et 5 images par seconde (fps) pour les images. Cette différence implique une incohérence inévitable dans les comptages de données, le nombre d'images dépassant celui des données PEMS disponibles. La méthodologie consiste à aligner l'horodatage de chaque entrée de données PEMS. Avec un horodatage fixe pour chaque ensemble de données PEMS, nous déterminons l'image correspondante la plus proche en examinant la proximité temporelle entre les horodatages. Grâce à cette comparaison minutieuse, nous assurons un alignement cohérent entre les données PEMS et leur image correspondante. Ce processus de synchronisation comble non seulement le fossé temporel entre les sources de données, mais renforce également l'intégrité de notre jeu de données, facilitant une corrélation précise entre les scènes de rue capturées et les mesures de trafic et environnementales simultanées.

Une fois la synchronisation terminée, notre jeu de données atteint son format final, comprenant 28 972 lignes de données. Ce jeu de données inclut les données PEMS détaillées dans le Tableau 1, couvrant les émissions, les données environnementales et les données de véhicules. De plus, il inclut les données routières, englobant les informations sur les panneaux de signalisation, les feux de circulation et la densité de trafic. Le jeu de données finalisé est structuré en fichier CSV pour faciliter son accès et son utilisation. Ce jeu de données est disponible sur demande auprès des auteurs, et nous sommes actuellement en train d'étudier les modalités pour le rendre accessible publiquement.

## 5 Conclusion

En conclusion, le Vehicle Activity Dataset constitue une avancée majeure pour l'analyse et l'optimisation du trafic. L'intégration des données véhicules et des scènes routières, avec un accent sur l'éco-mobilité, reflète un engagement envers une approche durable. Sa flexibilité, illustrée par l'ajout facile de nouveaux éléments, en fait une ressource adaptable aux besoins futurs. Ce jeu de données se révèle précieux pour la planification des trajets, l'étude du lien entre infrastructures routières et émissions, ainsi que la gestion du trafic. Toutefois, il présente des limites inhérentes : les modèles de détection comportent un risque d'erreur (faux positifs/négatifs), pou-

vant affecter la fiabilité des données. De plus, l'élimination d'images lors de la synchronisation peut induire une perte d'information, surtout à haute vitesse, où la dynamique en temps réel est essentielle. Malgré ces contraintes, VAD jette les bases de futures avancées en transport intelligent.

## Remerciement

Nous tenons à remercier le Carnot ESP pour le financement de ce projet de recherche. Nos remerciements vont également au partenaire CERTAM pour sa contribution précieuse, en particulier lors de la phase de collecte, d'analyse et d'exploitation des données. Nous exprimons notre gratitude au projet ANR ARTISMO pour le soutien apporté durant le développement de ce travail. Ce travail a été réalisé en partie grâce aux ressources de calcul fournies par le CRIANN (Centre Régional Informatique et d'Applications Numériques de Normandie, France).

## Références

- [1] Clara BENEVOLO, Renata Paola DAMERI et Beatrice D'AURIA : Smart mobility in smart city : Action taxonomy, ict intensity and public benefits. *In Empowering organizations : Enabling platforms and artefacts*, pages 13–28. Springer, 2016.
- [2] Xue CHEN, Linhui JIANG, Yan XIA, Lu WANG, Jianjie YE, Tangyan HOU, Yibo ZHANG, Mengying LI, Zhen LI, Zhe SONG *et al.* : Quantifying on-road vehicle emissions during traffic congestion using updated emission factors of light-duty gasoline vehicles and real-world traffic monitoring big data. *Science of The Total Environment*, 847:157581, 2022.
- [3] KAIRESS : Crosswalk traffic light detection yolov5, 2022. GitHub repository.
- [4] MELDA KARADEMIR et BUKET AYSEGUL OZBAKIR : Environmental pollution analysis from urban transformation and construction and demolition waste management : Istanbul kadikoy case study. *CPUD'18*, page 108.
- [5] Ashutosh KUMAR, Takehiro KASHIYAMA, Hiroya MAEDA, Hiroshi OMATA et Yoshihide SEKIMOTO : Real-time citywide reconstruction of traffic flow from moving cameras on lightweight edge devices. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 192:115–129, 2022.
- [6] Ashutosh KUMAR, Takehiro KASHIYAMA, Hiroya MAEDA et Yoshihide SEKIMOTO : Citywide reconstruction of cross-sectional traffic flow from moving camera videos. *In 2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pages 1670–1678. IEEE, 2021.
- [7] Lei LIU, Ke WANG, Shanshan WANG, Ruiqin ZHANG et Xiaoyan TANG : Assessing energy consumption, co2 and pollutant emissions and health benefits from china's transport sector through 2050. *Energy Policy*, 116:382–396, 2018.
- [8] Elsa NEGRE, Camille ROSENTHAL-SABROUX et Mila GASCÓ : A knowledge-based conceptual vision of the smart city. *In 2015 48th Hawaii International Conference on System Sciences*, pages 2317–2325. IEEE, 2015.
- [9] SEKILAB : Vehicle orientation dataset. <https://github.com/sekilab/VehicleOrientationDataset/>, 2023.
- [10] Abbas SHEYKHFARD, Farshidreza HAGHIGHI, Sarah BAKHTIARI, Sara MORIDPOUR, Kun XIE et Grigorios FOUNTAS : Analysis of traffic conflicts with right-turning vehicles at unsignalized intersections in suburban areas. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 2023.
- [11] Valentin N SICHKAR *et al.* : Real time detection and classification of traffic signs based on yolo version 3 algorithm. *Journal Scientific and Technical Of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 127(3):418–424, 2020.
- [12] Harpreet SINGH et Ankit KATHURIA : Profiling drivers to assess safe and eco-driving behavior—a systematic review of naturalistic driving studies. *Accident Analysis & Prevention*, 161:106349, 2021.