



HAL
open science

Optimisation multi-objectif des flux de circulation routière en abord d'intersection

Sana Bouassida

► **To cite this version:**

Sana Bouassida. Optimisation multi-objectif des flux de circulation routière en abord d'intersection. Automatique / Robotique. Université Paris-Saclay; Université de Tunis El Manar, 2024. Français. NNT : 2024UPAST194 . tel-04951054

HAL Id: tel-04951054

<https://theses.hal.science/tel-04951054v1>

Submitted on 17 Feb 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.

Optimisation multi-objectif des flux de circulation routière en abord d'intersection

*Multi-objective optimization of road traffic flows
approaching intersections*

Thèse de doctorat de l'université Paris-Saclay et de l'université Tunis
El Manar

École doctorale^o 580, Sciences et Technologies de l'Information et de la
Communication, STIC
Spécialité de doctorat : Automatique
Graduate School : Sciences de l'ingénierie et des systèmes
Réfèrent : Université Evry Val d'Essonne

Thèse préparée dans les unités de recherche **IBISC** (Université Paris-Saclay, Univ Evry) et
LAMOED (Université Tunis El Manar, ENIT), sous la direction de **Lydie NOUVELIERE**,
maîtresse de conférence HDR, la co-direction de **Jamel NEJI**, professeur, le
co-encadrement de **Najett NEJI**, maîtresse de conférence

Thèse soutenue à Paris-Saclay, le 18 décembre 2024, par

Sana BOUASSIDA

Composition du jury

Membres du jury avec voix délibérative

Samer MOHAMMED Professeur, Université Paris-Est Créteil	Président & Rapporteur
Pierre-Olivier VANDANJON Directeur de Recherche-HDR, Université Gustave Eiffel	Rapporteur
Feng CHU Professeur, Université Evry Paris-Saclay	Examinatrice
Monia NAJJAR Professeur, Université Tunis El Manar	Examinatrice
Chouki SENTOUH Maître de Conférences-HDR, Université Polytechnique Hauts-de-France	Examinateur

Titre : Optimisation multi-objectif des flux de circulation routière en abord d'intersection.

Mots clés : Modélisation de trafic, Optimisation multi-objectif, Drone, ADAS, Système multi-agent, Analyse d'impacts

Résumé : La congestion routière en Tunisie, surtout dans les grandes villes, devient un problème croissant, aggravé en période estivale avec l'afflux touristique. Environ 30% des déplacements urbains sont touchés, augmentant les temps de trajet, la consommation énergétique et les risques pour la sécurité. Face à ces défis, la modernisation des infrastructures vise à améliorer l'interaction entre routes, conducteurs et véhicules. Cependant, les méthodes de gestion actuelles, telles que les feux intelligents et les radars, montrent des limites, notamment en environnements complexes.

Cette thèse propose une solution innovante pour la gestion du trafic via l'utilisation de drones. Contrairement aux capteurs traditionnels des véhicules, les drones offrent une perception large et continue, avec une mobilité leur permettant de couvrir de vastes zones. Déjà utilisés dans de nombreux secteurs, les drones sont envisagés ici pour surveiller et gérer les carrefours, passages à niveau et autres zones à forte densité de circulation. Doté d'une intelligence avancée, le drone considéré peut prendre des décisions autonomes et transmettre en temps réel des informations précises aux véhicules, améliorant ainsi sécurité et efficacité énergétique du trafic. La première partie de l'étude porte sur l'impact des systèmes d'alerte par drone, notamment dans les situations critiques comme l'approche des passages piétons ou des intersections, sous diverses conditions météorologiques et types de routes. Les résultats montrent que les drones, en fournissant des informations en temps réel, offrent des données plus précises que les systèmes traditionnels, facilitant la prise de décision des conducteurs et véhicules autonomes. Cette approche souligne aussi l'importance d'optimiser les alertes transmises par les drones pour garantir une réaction adéquate aux conditions de

circulation spécifiques. La seconde partie de la thèse aborde la formulation de problèmes d'optimisation basés sur les informations perçues par les drones. Ces problèmes visent à améliorer la fluidité du trafic, la consommation énergétique et la sécurité sous un problème d'optimisation multi-objectif, en intégrant les données des drones dans une gestion centralisée. Une comparaison entre l'approche centralisée par drones et celle séquentielle des véhicules autonomes a été réalisée. Les résultats montrent que l'approche centralisée par drones est plus efficace, notamment en termes de délai d'acceptation des décisions et d'amélioration du trafic. Les simulations confirment que les drones permettent une gestion plus précise et réactive des abords d'intersections. Cette étude contribue à la conception de carrefours intelligents en offrant des recommandations basées sur les simulations. Les drones sont particulièrement efficaces pour gérer des situations complexes, comme les virages serrés ou les conditions météorologiques difficiles, là où les systèmes traditionnels et les véhicules autonomes atteignent leurs limites. Grâce à leur perception élargie et leur capacité à prendre des décisions en temps réel, les drones sont un outil-clé pour améliorer la sécurité routière et optimiser le trafic. L'intégration des drones dans la gestion du trafic offre des avantages majeurs, notamment dans les environnements complexes et les zones à forte densité, comme les grandes agglomérations tunisiennes. Leur perception continue et étendue, combinée à une intelligence avancée, améliore la sécurité et l'efficacité énergétique des déplacements. Cette thèse montre ainsi que les drones peuvent pallier les limites des systèmes actuels et offrir ainsi une gestion plus intelligente du trafic.

Title : Multi-objective optimization of road traffic flows approaching intersections

Keywords : Traffic modeling, Multi-criteria optimization, Unmanned Aerial Vehicle, ADAS, Multi-agent system, Impact analysis

Abstract : Road congestion in Tunisia, particularly in major cities, is becoming an increasingly critical issue, exacerbated during the summer months by the influx of tourists. Approximately 30% of urban travel is affected, leading to longer travel times, higher energy consumption, and increased safety risks. In response to these challenges, infrastructure modernization efforts aim to enhance the interaction between roads, drivers, and vehicles. However, current traffic management methods, such as smart traffic lights and radar systems, show significant limitations, particularly in terms of spatial and temporal coverage. Additionally, while driver assistance systems and Intelligent Transport Systems (ITS) have reduced accidents, their perception capabilities remain limited, especially in complex environments. This thesis proposes an innovative solution for traffic management through the use of drones. Unlike traditional vehicle sensors, drones provide wide and continuous perception, with the mobility to cover large areas. Already utilized in agriculture, the military, and logistics, drones are envisioned here as tools for monitoring and managing intersections, level crossings, and high-traffic density zones. Equipped with advanced intelligence, the drone considered in this thesis can make autonomous decisions and relay real-time, accurate information to ground vehicles, thus enhancing traffic safety and energy efficiency. The first part of this study focuses on the impact of drone alert systems, particularly in critical situations such as approaching pedestrian crossings or intersections, under various weather conditions and road types. The results indicate that drones, by providing real-time information, offer more precise data than traditional systems, aiding decision-making for both drivers and auto-

nous vehicles. This approach also highlights the importance of optimizing the alerts transmitted by drones to ensure appropriate reactions to specific traffic conditions. The second part of the thesis addresses the formulation of optimization problems based on the information perceived by drones. These problems aim to improve traffic flow, energy consumption, and safety through a multi-objective optimization approach, incorporating drone data into centralized management systems. A comparison between centralized drone-based management and the sequential approach of autonomous vehicles was conducted. The results show that the centralized drone approach is more effective, particularly in terms of decision acceptance time and traffic improvement. Simulations confirm that drones enable more precise and responsive management at intersections. This study contributes to the design of intelligent intersections by offering recommendations based on simulation results. Drones are particularly effective in managing complex situations, such as sharp turns or adverse weather conditions, where traditional systems and autonomous vehicles encounter limitations. With their expanded perception and real-time decision-making capabilities, drones represent a key tool for enhancing road safety and optimizing traffic flow. Integrating drones into traffic management presents significant advantages, particularly in complex environments and high-density areas, such as major Tunisian cities. Their continuous and extensive perception, combined with advanced intelligence, improves the safety and energy efficiency of travel. This thesis demonstrates that drones can overcome the limitations of current systems, offering a more intelligent and responsive approach to traffic management.

Dédicaces

À mes très chers parents Saida et Tarak : Ma mère Saida, la plus douce et généreuse des mères, qui m'a donné la vie et un sens à ma vie. À toi, je dois tous mes succès, toi qui as attendu ce jour avec tant d'impatience. Sans ta présence et ton amour, je ne serais pas là aujourd'hui. Cette thèse est le reflet de ton inestimable soutien et de mon amour éternel. Mon père Tarak, aucun mot ne saurait exprimer l'amour et la gratitude que j'ai pour toi. Tu incarnes pour moi l'honnêteté, la bienveillance et la bonté. Je m'efforcerai toujours d'être ta fierté. Que cette thèse soit dédiée à toi, en reconnaissance de tout ce que tu as fait pour moi. Que Dieu te préserve et te comble de bonheur.

À mon mari Adib : Tes sacrifices, ton soutien indéfectible et ton amour inconditionnel m'ont permis de surmonter chaque difficulté. Ta présence a illuminé chaque étape de ce parcours. Pour tes encouragements et tout l'amour que tu me portes, je te dédie ce travail en témoignage de mes sentiments les plus sincères.

À mes sœurs, Sahar et Salma : Sahar, merci pour tout ce que nous avons partagé ensemble de moments. Je te souhaite tout le bonheur avec mon cher beau-frère Achraf. Tu as toujours été mon exemple, mon idole. Salma, tu as grandi sous mes yeux. À travers ces pages, je veux te dire combien je t'admire pour la personne que tu es devenue. Que ta vie soit remplie de succès. Nous te souhaitons aussi d'obtenir un doctorat comme tes sœurs.

À ma belle-mère Naziha, mon beau-père Abdelfatteh, mes belles-sœurs Henda et Ameni, et mon beau-frère : Que ce travail soit l'expression de ma grande gratitude, de mon éternelle reconnaissance et de mon profond respect. Merci pour votre soutien constant.

À ma grand mère Rafiaa, mes oncles, mes tantes et mes cousins : En témoignage de mon attachement et de ma grande considération, j'espère que vous trouverez à travers ce travail l'expression de mes sentiments les plus chaleureux.

À la mémoire de mes grands-parents Mokhtar, Chedly et Ayoucha : J'ai passé mes années d'enfance avec vous, chez vous, et vous saviez ce que j'ai toujours voulu devenir. Même si vous n'êtes plus parmi nous, sachez que je suis aujourd'hui proche de réaliser ce rêve. Votre mémoire continue de me guider, et que cette dédicace soit un hommage à tout ce que vous m'avez légué.

À mes amis Emna, Lara, Ahmed, Martin, Dhoha, Rayen : En souvenir des merveilleux moments passés ensemble et des liens solides qui nous unissent. Un grand merci pour votre soutien et vos encouragements.

Remerciements

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire ont été réalisés au sein des laboratoires LAMOED et IBISC. Je tiens à remercier sincèrement leurs directeurs, pour leur accueil et leur confiance.

Je suis particulièrement reconnaissante envers mon directeur de thèse Monsieur Jamel Neji, pour m'avoir confié ce sujet passionnant et pour m'avoir toujours guidée avec des discussions enrichissantes. Ses conseils scientifiques avisés ont été d'une grande aide tout au long de mes recherches, et je lui en suis profondément reconnaissante.

Je souhaite aussi témoigner ma reconnaissance à Madame Lydie Nouvelière, ma directrice de thèse, qui a joué un rôle fondamental dans mon parcours. Plus qu'une simple directrice, elle m'a initiée à la recherche et m'a aidée à développer un véritable esprit de chercheuse. Ses précieux conseils, son soutien constant, et surtout la confiance qu'elle m'a témoignée ont été des sources d'encouragement inestimables tout au long de cette aventure.

Je tiens également à remercier ma co-encadrante, Madame Najett Neji, pour sa disponibilité, son soutien, ainsi que pour la rigueur et l'attention de ses remarques, qui ont grandement contribué à l'avancement de ce projet. Sa collaboration a été essentielle à chaque étape de mes travaux.

Je remercie sincèrement Messieurs Pierre-Olivier Vandanjon, Directeur de Recherche à l'Université Gustave Eiffel, et Samer Mohammed, professeur des universités à l'Université Paris-Est Créteil, d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse et pour le temps qu'ils ont consacré à la lecture de mon manuscrit.

Je tiens également à remercier Mesdames Feng Chu, professeure à l'Université d'Évry Paris-Saclay, Monia Najjar, professeure à l'Université Tunis El Manar, ainsi que Monsieur Choukhi Sentouh, maître de conférences-HDR à l'Université Polytechnique Hauts-de-France, pour avoir accepté de siéger au sein du jury de ma thèse en apportant leur expertise.

Je tiens à exprimer également ma profonde gratitude à Monsieur Amara Loulizi, Professeur à l'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis, pour avoir accepté d'assister à ma soutenance en tant que membre invité. Son expertise et ses résultats de recherche, ne peuvent qu'être une source précieuse d'inspiration et d'enrichissement. Je suis honorée par sa présence et par l'attention qu'il portera à ce travail.

Liste des publications

Journal International

Bouassida, S., Neji, N., Nouvelière, L., Neji, J. (2021). Evaluating the Impact of Drone Signaling in Crosswalk Scenario. *Applied Sciences (2076-3417)*, 11(1).

Conférences Internationales

Bouassida, S., Neji, N., Nouveliere, L., Jallouli, M., Neji, J. (2023, April). System of Unmanned Aerial Vehicles for road safety improvement. In *2023 Integrated Communication, Navigation and Surveillance Conference (ICNS)* (pp. 1-8). IEEE.

Bouassida, S., Nouveliere, L., Neji, N., Neji, J. (2024, December). Enhancing Road Safety : A Comparative Study between UAV-Assisted and Autonomous Vehicles. In *2024 International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV)* (pp. 1-6). IEEE.

Table des matières

Introduction générale	17
0.1 Contexte	17
0.2 Objectifs et contributions	18
0.3 Organisation du mémoire	20
Chapitre 1 : Etat de l'art	23
1.1 Veille scientifique sur les problématiques et conflits routiers	23
1.1.1 Analyse préliminaire des enjeux de sécurité routière	23
1.1.2 Dynamiques et défis de la consommation énergétique des véhicules	31
1.2 Solutions existantes pour la gestion des flux de circulation sur les routes	34
1.2.1 Gestion intelligente des feux tricolores	34
1.2.2 Gestion du trafic basée sur les systèmes de détection avancée	37
1.2.3 Optimisation du trafic par les systèmes de transport intelligent (ITS)	42
1.2.4 Analyse Critique	46
1.3 Avancées technologiques : Solutions de gestion de trafic à haute perception de l'environnement	47
1.3.1 Recours aux drones pour la surveillance	48
1.3.2 Intégration des drones dans la gestion du trafic routier	50
1.3.3 Capteurs implémentés dans les drones	53
1.3.4 Contraintes d'introduction des drones	54
1.4 Conclusion	55
Chapitre 2 : Gestion des flux de circulation aux abords des intersections : Problématique et approche stratégique	58
2.1 Identification des contraintes en approche d'intersection	58
2.2 Axes d'amélioration au vu des solutions existantes	64
2.3 Problématique de la thèse	65

2.4	Proposition d'une stratégie pour la gestion des flux de circulation en approche d'intersection	68
2.4.1	Entités véhiculaires mises en interaction	68
2.4.2	Règles légales de la conduite	70
2.4.3	Interprétation et organisation de l'espace de navigation du véhicule en approche d'une intersection	70
2.4.4	Continuité temporelle versus continuité spatiale	73
2.4.5	Modélisation de l'environnement du véhicule	74
2.4.6	Synthèse de la stratégie et Organigramme des décisions	76
2.5	Conclusion	78
Chapitre 3 : Système d'alerte par drone en abord d'intersection		81
3.1	Intérêt du système d'alerte par drone dans le contexte de la thèse	81
3.2	Impact de l'alerte sur la sécurité routière en approche des zones de traversée	83
3.2.1	Scénario d'étude	83
3.2.2	Environnement de simulation et Hypothèses	85
3.2.3	Système d'alerte par drone en approche de zone piétonne	86
3.2.4	Paramètres de la simulation	88
3.2.5	Résultats et analyses	91
3.2.6	Conclusion	100
3.3	Impact de l'alerte sur la sécurité routière en approche d'une intersection	100
3.3.1	Scénario d'étude	100
3.3.2	Contribution algorithmique	102
3.3.3	Environnement et Paramètres de simulation	102
3.3.4	Résultats et analyses	105
3.3.5	Discussion sur l'utilisation des drones en approche d'intersection	106
3.4	Conclusion	107
Chapitre 4 : Recours à l'optimisation multi-objectif pour une meilleure approche d'intersection		109
4.1	Enoncé du besoin	109
4.1.1	Au-delà des alertes, vers une prise de décision optimisée	109
4.1.2	Revue des méthodes d'optimisation	110
4.2	Approche centralisée du drone : Mise à jour de la stratégie	113
4.3	Formulation du problème dans un objectif de sécurité routière	114

4.3.1	Formulation des contraintes	114
4.3.2	Choix du meilleur compromis	116
4.3.3	Formulation du problème par PSO	118
4.4	Influence du délai d'acceptabilité sur l'optimisation	123
4.5	Vers une circulation à la fois sécuritaire et économique	124
4.5.1	Approches par pénalités versus approches par contraintes	125
4.5.2	Problème d'optimisation multi-objectif pénalisé	127
4.5.3	Problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes	130
4.5.4	Méthodes d'optimisation dans le cadre du problème multi-objectif	131
4.5.5	PSO dans le cadre du PO pénalisé	132
4.5.6	Optimisation par SQP	136
4.5.7	Approche hybride : PSO supplétée par une méthode déterministe	137
4.6	Comparaison des méthodes et Discussion	139
Conclusion générale et perspectives		142
Bibliographie		148
Annexes		165
A	Etude comparative entre les simulateurs	165
A.1	Revue des plateformes de simulation	165
A.2	Le choix du simulateur adéquat	166
B	Compléments au Scénario du système de deux drones pour l'amélioration de la sécurité routière	169
B.1	Algorithme du drone HA	169
B.2	Algorithme du drone BA	170
C	Algorithmes d'optimisation pour les deux approches : Sans assistance du drone, avec assistance du drone	171
C.1	Algorithme implémenté dans le véhicule autonome	171
C.2	Algorithme implémenté dans le drone	172
D	Intervention du drone pour la gestion d'un flux de véhicules en approche d'une intersection	173
D.1	Scénario d'étude	173
D.2	Description de l'algorithme	173

Table des figures

1	Étapes pour aboutir à l'objectif de la thèse	20
1.1	Nombre d'accidents en Tunisie au fil des années. ¹	24
1.2	Nombre d'accidents corporels en France au fil des années. ²	25
1.3	Taux de mortalité imputable aux accidents de la circulation en Tunisie selon le facteur de l'accident en 2019 sur 1659 victimes. ³	26
1.4	Nombre d'accidents aux intersections en France et en Tunisie au fil des années	27
1.5	Quatre contraintes classiques dans une intersection. ⁴	28
1.6	Évolution de la part des blessés usagers vulnérables de la route entre 2019 et 2023 en Tunisie	29
1.7	Processus de développement de la stratégie nationale multisectorielle de sécurité routière en Tunisie. ⁵	31
1.8	Émissions de gaz à effet de serre du secteur de l'énergie (en équivalent CO ₂) par secteur en Tunisie. ⁶	32
1.9	Boucles magnétiques en amont des carrefours. ⁷	35
1.10	Principes généraux de SCATS. ⁸	36
1.11	Sorties fournies par des boucles inductives pour la mesure de la densité du trafic. ⁹	38
1.12	Antennes de mesure par radar passif (antenne de surveillance DVB-T non visible) et zone d'observation. ¹⁰	40
2.1	Représentation des forces de friction entre les pneus et la chaussée	61
2.2	Approximation polynomiale du coefficient de friction f_l en fonction de la vitesse.	64
2.3	Niveaux SAE d'automatisation du véhicule. ¹⁰	69
2.4	Division de l'espace de navigation en zones	72
2.5	Véhicules parcourant les zones	73
2.6	Notations pour le suivi de véhicule	74
2.7	Vue longitudinale de la voie étudiée : Champ de vision des drones	76
2.8	Organigramme général de l'approche proposée dans la thèse	78

3.1	Scénario illustré en fonction des distances	84
3.2	Passage piéton contrôlé par drone en ligne droite et en courbe.	85
3.3	Système d'alerte par drone en approche des zones de traversée	88
3.4	Vitesses pour différents types de conducteurs : type 1 (dash-dot), type 2 (solid), type 3 (dot), type 4 (dash).	89
3.5	Accélérations pour différents types de conducteurs : type 1 (dash-dot), type 2 (solid), type 3 (dot), type 4 (dash).	90
3.6	Profils de vitesse de référence : ligne droite sèche (solid), ligne droite mouillée (dash-dot), ligne courbée sèche (dash), et ligne courbée mouillée (dot).	90
3.7	Profils d'accélération de référence : ligne droite sèche (solid), ligne droite mouillée (dash-dot), ligne courbée sèche (dash), et ligne courbée mouillée (dot).	91
3.8	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route sèche	92
3.9	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route sèche	93
3.10	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route mouillée	94
3.11	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route mouillée	94
3.12	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route sèche	95
3.13	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route sèche	95
3.14	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route mouillée	96
3.15	Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route mouillée	97
3.16	Consommation globale en litres pour les 4 types de conduite sur une distance de 500 m	98
3.17	Consommation instantanée de carburant pendant la phase 1 pour chaque type de conducteurs	99
3.18	Consommation instantanée de carburant pendant les phases 2 et 3, pour le type de conducteur 1	99
3.19	Vue longitudinale de la voie considérée avant l'intersection	101
3.20	Cadre général proposé dans le scénario	103

3.21	Flux d'informations MQTT	104
3.22	Un véhicule ayant une trajectoire normale	106
3.23	Un véhicule ayant une trajectoire déviée	106
3.24	Exemple d'affichage pour un conducteur normal	106
4.1	Rôle du drone BA dans une approche centralisée en zone $Z2$	119
4.2	Approches de gestion de sécurité dans un flux de circulation	120
4.3	Profil de vitesse de $V0$	121
4.4	Optimisation séquentielle sans assistance du drone (avec SSO-NDA)	122
4.5	Optimisation centralisée assistée par le drone (avec CSO-WDA)	123
4.6	Comparaison de l'écart type de vitesse (Sans délai et avec délai d'acceptabilité pour $V1(1s)$ et $V4(3s)$)	124
4.7	Résultats pour $\alpha = 0.6, \beta = 0.1, W_1 = 0.1, W_2 = 0.1, W_3 = 0.1$	133
4.8	Consommation énergétique instantanée pour chaque véhicule pour $\alpha = 0.6, \beta = 0.1, W_1 = 0.1, W_2 = 0.1, W_3 = 0.1$	134
4.9	Vitesses optimales et positions cumulées associées pour $\alpha = 0.1, \beta = 0.6, W_1 = 0.1, W_2 = 0.1, W_3 = 0.1$	135
4.10	Consommation énergétique instantanée pour chaque véhicule pour $\alpha = 0.1, \beta = 0.6, W_1 = 0.1, W_2 = 0.1, W_3 = 0.1$	136
4.11	Vitesses optimales et positions cumulées associées avec l'approche hybride	138
4.12	Consommation énergétique instantanée pour chaque véhicule avec l'approche hybride	139
13	Carrefour classique : un flux de quatre véhicules en amont d'une intersection	173
14	Algorithme proposé consistant en trois phases	174
15	Stratégie d'Ajustement de vitesse grâce aux tests SWA et SA en phase 2 et 3	178

Liste des tableaux

1.1	Classification des études de gestion du trafic routier par UAV selon des critères clés	53
2.1	Valeurs de f_l en fonction de v_c	62
2.2	Types de comportement de conduite	72
3.1	Paramètres de simulation (relatifs à la route) utilisés dans ce travail.	89
3.2	Résultats de la phase 1 pour les quatre types de conducteurs.	91
3.3	Paramètres utilisés dans le scénario	102
3.4	Valeurs de test	104
4.1	Comparaison entre le Système d’alertes et le module d’optimisation par drone dans le cadre de la gestion du trafic routier	110
4.2	Paramètres liés à la dynamique du véhicule	120
4.3	Paramètres pour le modèle de consommation énergétique.	132
4.4	des coefficients pour l’énergie prioritaire	133
4.5	des coefficients pour sécurité prioritaire	135
4.6	comparatif des méthodes d’optimisation	140
7	Présentation des principales caractéristiques des simulateurs	165
8	Attribution des coefficients aux catégories de critères en fonction de nos priorités	167
9	Comparaison entre les simulateurs basée sur le critère de la nature du logiciel	167
10	Comparaison entre les simulateurs basée sur la qualité de l’affichage de la simulation	167
11	Comparaison entre les simulateurs basée sur la documentation	167
12	Comparaison des simulateurs selon la gestion de la demande de trafic et la création de réseaux routiers	167
13	Comparaison entre les simulateurs selon les besoins spécifiques liés à notre contexte	168
14	Résultats de la comparaison entre simulateurs	168

Notations

v_{\max}	Vitesse maximale autorisée (ou réglementaire) sur une route urbaine.
v_{\min}	Vitesse minimale autorisée ou nécessaire dans certaines conditions
a_{\max}	Accélération longitudinale maximale tolérable
a_{\min}	Accélération longitudinale minimale tolérable (décélération maximale)
t_{p-r}	Temps de perception-réaction
$d_{c,p-r}$	Distance de perception-réaction
$d_{c,i}$	Rayon de la zone 3
$d_{c,t}$	Rayon de la zone 2
$d_{c,b}$	Rayon de la zone 1
α	Pourcentage de dépassement d'un seuil
$v_{c,ref2}(d_c)$	Profil de vitesse de référence à la position d_c en phase 2
$v_{c,ref3}(d_c)$	Profil de vitesse de référence à la position d_c en phase 3
$a_{c,ref2}(d_c)$	Profil d'accélération de référence à la position d_c en phase 2
$a_{c,ref3}(d_c)$	Profil d'accélération de référence à la position d_c en phase 3
t	Instant présent
h	Temps intervéhiculaire
l	Distance à l'arrêt entre deux véhicules
L	Largeur d'un véhicule V_i
L_{VEH}	Longueur d'un véhicule V_i
g	Accélération de la pesanteur
N	Nombre de véhicules
δ_{delay}	Délai d'acceptabilité
f_l	Coefficient de friction de la route
$v_c(t)$	Vitesse courante d'un véhicule l'instant t
$a_c(t)$	accélération courante d'un véhicule l'instant t
$x_c(t)$	position longitudinale courante du véhicule l'instant t
$y_c(t)$	position latérale courante du véhicule l'instant t
$v_i(t)$	Vitesse courante du véhicule i à l'instant t
$a_i(t)$	Accélération du véhicule i à l'instant t
$v_{\text{opt},i}$	Vitesse optimisée pour un véhicule i
V_i	Véhicule i suivi

V_{i+1}	Véhicule i suiveur
V_{opt}	Matrice contenant les profils de vitesse optimisés pour tous les véhicules
N_{steps}	Nombre de pas de temps pour l'optimisation
$x_{init,i}$	Positions initiales
$v_{init,i}$	Vitesses initiales
θ_j	Angle d'ouverture de la caméra du drone j
$H_{drone,j}$	Altitude du drone j
L_{C_j}	Longueur de la zone couverte par le drone j
N_{max}	Nombre maximal de véhicule V_i dans la zone de couverture d'un drone
$SM(t)$	Marge de sécurité entre deux véhicules consécutifs
$\delta D_i(t)$	Distance réelle entre deux véhicules consécutifs
$\delta D_{s,i}(t)$	Distance de inter-véhiculaire sécuritaire
S	Surface frontale du véhicule
C_r	Constante de résistance au roulement
c_1	Paramètre de résistance au roulement
c_2	Paramètre de résistance au roulement
C_h	Facteur de correction d'altitude
C_d	Coefficient de traînée
m	Masse du véhicule
η_d	Efficacité de la transmission
F	Forces de frictions longitudinales
R_a	Résistance aérodynamique
R_{rl}	Résistance de roulement
R_G	Résistance de la pente
$P_i(t)$	Puissance instantanée du véhicule i
$E(t, i)$	Consommation énergétique instantanée du véhicule i
$P_{sécu,i}(t)$	Pénalisation sur la sécurité
$P_{vitesse,i}(t)$	Pénalisation sur le dépassement de la vitesse réglementaire
$P_{accélération,i}(t)$	Pénalisation sur la violation des limites d'accélération
$P_{jerk,i}(t)$	Pénalisation sur la violation des limites du jerk

Abréviations

ONSER	O rganisme N ational de S écurité R outière
OMS	O rganisation M ondiale de la S anté
ONISR	O bservateur I nterministériel de la S écurité R outière
SCOOT	S plit C ycle and O ptimization T echnique
SCATS	S ydney C oordinated and A daptive T raffic S ystem
LiDar	L ight D etection and R anging
SAE	S ociety of A utomotive E ngineers
GPS	G lobal P ositioning S ystem
GES	G az à E ffet de S erre
LED	L ight E mitting D iode
IMU	I nertial M easurement U nit
CAV	C onected A utomated V ehicle
ITS	I ntelligent T ransportation S ystem
V2X	V ehicle to E verything C ommunication
UAV	U nmanned A erial V ehicle
U2V	U AV to V ehicle C ommunication
U2U	U AV to U AV C ommunication
DD	D éveloppement D urable
RS	R esponsabilité S ociétale
Z	Z one
SWA	S peed W arning A lert
SA	S afety A lert
PO	P roblème d' O ptimisation
PSO	P article S warm O ptimization
SQP	S equential Q uadratic P rogramming

Introduction générale

0.1 Contexte

La gestion sécuritaire et fluide des carrefours routiers constitue toujours un défi majeur dans le monde entier, particulièrement dans les zones à forte densité de circulation où se croisent différents types d'usagers de la route. L'augmentation continue des déplacements urbains et la variété des moyens de transport mettent en avant ces enjeux ; ceci étant encore plus avec l'arrivée des modalités douces. Face à cette réalité, de nombreux pays cherchent à moderniser leurs infrastructures routières en adoptant des solutions technologiques avancées pour réguler les flux de circulation et garantir la sécurité des usagers, en particulier aux points de convergence critiques. En Tunisie, cette dynamique est d'autant plus pressante que le développement des infrastructures urbaines et périurbaines coïncide avec la volonté d'intégrer des technologies de gestion efficaces et sécuritaires aux abords des carrefours. Effectivement, la situation est particulièrement marquée pendant la saison estivale, période où l'économie touristique du pays est en plein essor [1]. L'arrivée en grand nombre de touristes, qu'ils soient nationaux ou internationaux, entraîne une augmentation temporaire significative de la population sur les routes [2, 3]. Cela entraîne une densification des flux de circulation, souvent composée de conducteurs peu habitués aux spécificités du réseau routier tunisien [4]. Aux abords des carrefours, la situation devient particulièrement complexe [5]. Les conducteurs doivent gérer non seulement la régulation du trafic, mais aussi la présence d'usagers vulnérables, tels que les piétons, les cyclistes, les utilisateurs de trottinettes et autres moyens de transport légers comme les overboards [6, 7]. Pendant cette période de haute affluence, ces usagers occupent une place importante dans les flux de circulation, augmentant ainsi les risques d'accidents. La gestion de ces carrefours, où les véhicules motorisés doivent cohabiter avec ces usagers vulnérables, constitue un véritable enjeu de sécurité. Les situations à risque sont fréquentes à l'approche des carrefours, lorsque les véhicules doivent ralentir ou s'arrêter pour céder le passage, en particulier aux piétons ou deux-roues. Dans ce contexte, les conducteurs peuvent se retrouver dans des situations où ils doivent réagir rapidement, parfois sans avoir l'expérience ou la formation adéquate pour gérer ces interactions complexes. Les comportements imprévisibles des usagers vulnérables, conjugués à la densité du trafic, accentuent les risques de collisions et d'incidents.

Outre ces situations à risque, parfois, il ne s'agit pas seulement des usagers vulnérables, mais également des interactions entre les véhicules eux-mêmes qui doivent garantir une distance de sécurité suffisante entre eux, surtout sur des routes congestionnées en période estivale. En effet, la circulation devient extrêmement saturée, et les véhicules sont contraints de s'arrêter et redémarrer à plusieurs reprises sur de courtes distances. Cette répétition de phases d'accélération

et de freinage augmente non seulement les risques de collisions mineures dues à une diminution des marges de sécurité, mais elle engendre également une surconsommation d'énergie. Chaque redémarrage nécessite une dépense d'énergie plus importante, impactant à la fois sur l'efficacité du trafic et la consommation de carburant, ce qui accentue encore les problématiques liées à l'engorgement des routes tunisiennes en période estivale.

Un autre élément à ne pas négliger dans ces situations à risque est le manque d'un système d'information continu et fiable. L'absence ou la limitation de communication en temps réel sur l'état du trafic et les conditions de circulation contribue directement aux situations à risque, que ce soit entre véhicules ou avec des usagers vulnérables. En effet, ces conflits naissent souvent d'une prise de décision limitée par le manque d'information instantanée, empêchant les conducteurs de réagir de manière anticipée et adaptée aux situations imprévues ; et alors, dans un environnement de circulation dense et inconnu, comme celui observé en période estivale, la disponibilité d'une information continue sur l'espace de conduite est fondamentale. Ce manque d'information contribue à la création de points de congestion, augmente les temps de réaction, et engendre des comportements anormaux, aggravant ainsi les risques de collisions et d'incidents aux abords des carrefours. Tout cela souligne l'importance de mettre en place des systèmes de gestion du trafic intelligents, capables de réguler les flux de manière dynamique, tout en assurant une sécurité améliorée aux carrefours. Il ne s'agit plus seulement de traiter la question sous l'angle de la gestion routière, mais d'envisager une véritable synergie entre trois intervenants : la route elle-même, le conducteur, et le véhicule.

Pour répondre à ces défis, une cotutelle de thèse internationale a été mise en place entre l'Université Tunis El Manar et l'Université Paris-Saclay. Dirigé par les Professeurs Jamel Neji et Lydie Nouvelière, et co-encadré par Najett Neji, ce projet bénéficie de l'expertise complémentaire des deux laboratoires. Le LAMOED, faisant partie de l'école nationale d'ingénieurs de Tunis, apporte des connaissances en génie civil, notamment sur la conception et la simulation du trafic et l'optimisation des carrefours à feux, tandis que le laboratoire IBISC, faisant partie de l'Université d'Evry Paris-Saclay, fournit son expertise en automatisation des véhicules, communication inter-agents et optimisation multi-objectif. Cette collaboration assure une gestion intégrée et novatrice du trafic, adaptée aux enjeux de la mobilité urbaine en Tunisie.

0.2 Objectifs et contributions

Face à ces défis spécifiques au contexte tunisien, notamment l'augmentation du trafic en période estivale, les enjeux liés à la sécurité routière et à la gestion de la consommation énergétique, il devient essentiel de proposer des solutions innovantes. Dans cette perspective, cette thèse a comme objectif de développer une approche visant à améliorer la sécurité routière, en particulier en approche des intersections, tout en réduisant la consommation énergétique des

véhicules lorsque cela est possible. Cette approche doit concilier deux priorités : la protection des usagers et l'optimisation énergétique.

Il est important de noter que beaucoup de systèmes de gestion de trafic existent déjà, mais notre travail se distingue par plusieurs éléments de motivation et d'innovation, à savoir :

1. **Limitation de la portée spatiale** : Les solutions actuelles de gestion du trafic souffrent d'une limitation dans leur portée, étant principalement efficaces dans des zones géographiques restreintes. Cela les empêche d'offrir une couverture continue et uniforme, car elles ne peuvent surveiller ou agir que dans un périmètre localisé. Notre approche vise à dépasser cette contrainte en proposant une solution capable de s'adapter à des contextes variés et d'assurer une gestion plus fluide et étendue du trafic.
2. **Manque de proactivité et d'anticipation dans les systèmes actuels** : À ce jour, les méthodes de gestion du trafic manquent d'une combinaison efficace de proactivité, de réactivité en temps réel, et d'anticipation des actions des conducteurs. Notre approche vise à combler cette lacune en fournissant aux conducteurs un retour immédiat sur leur comportement, tout en leur recommandant des actions à suivre en temps réel, afin de renforcer la sécurité routière et réduire la consommation énergétique.
3. **Acceptation par les conducteurs** : Pour être efficace, un tel système doit proposer des consignes claires, concises, compréhensibles et cohérentes avec la situation réelle du véhicule. L'intégration simultanée des dimensions trafic, situation du trafic et sécurité est essentielle pour garantir cette cohérence. Notre objectif est de développer une stratégie qui priorise la sécurité tout en minimisant la consommation énergétique lorsque les conditions le permettent.
4. **Différentiation selon le niveau d'automatisation** : La stratégie d'assistance doit également s'adapter aux différents niveaux d'automatisation des véhicules. Un véhicule hautement automatisé ne nécessite pas les mêmes interventions qu'un véhicule à automatisation moindre. Une approche globale et flexible est donc nécessaire pour gérer ces divers cas d'usage tout en prenant en compte ces distinctions.

Ces quatre points soulignent la nécessité d'une nouvelle approche de gestion de trafic, alliant stratégie de gestion et analyse d'impact. Les étapes franchies dans ce travail se déclinent donc comme suit :

1. Réaliser un état de l'art approfondi permettant de comprendre les enjeux majeurs de la gestion du trafic ainsi que les solutions existantes, tout en identifiant les limitations des solutions actuelles et des axes d'amélioration.
2. Modéliser le trafic pour identifier les paramètres essentiels et les contraintes auxquelles les conducteurs et les véhicules sont confrontés en approche d'une intersection

3. Développer une stratégie de gestion du trafic :
 - Sans restriction de portée spatiale, dépassant les contraintes géographiques
 - Continue dans le temps, avec des interventions à la fois informatives et instructives.
 - Respectant le code de la route.
 - Adaptée aux différents niveaux d'automatisation des véhicules.
4. Étudier et analyser les impacts de cette approche sur la sécurité routière et la consommation énergétique.

Ces étapes sont résumées dans le schéma de la Figure 1.

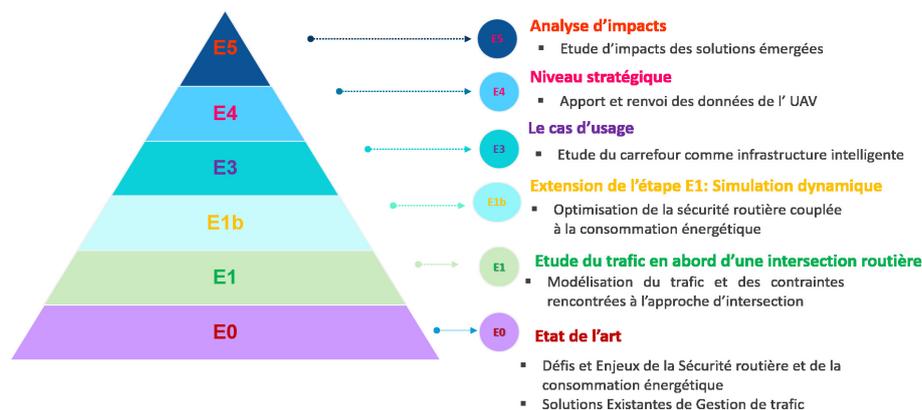


Figure 1 – Étapes pour aboutir à l'objectif de la thèse

En somme, l'ambition finale de cette thèse est d'intégrer l'adoption de nouvelles stratégies de circulation qui s'inscrivent dans les objectifs de développement durable et de sécurité routière. En Tunisie, ces référentiels sont essentiels pour répondre aux défis contemporains de mobilité, tout en soutenant la volonté du pays de progresser dans ces domaines. Ainsi, le développement de solutions innovantes, tant sur le plan de la gestion du trafic que sur celui de la consommation énergétique, représente une étape importante pour accompagner cette évolution nationale.

0.3 Organisation du mémoire

Ce mémoire est structuré de manière à refléter les étapes progressives qui ont permis d'atteindre les objectifs fixés. Il débute par une introduction, où les objectifs de recherche sont clarifiés, suivis de la présentation du contexte global et des motivations qui ont guidé l'élaboration de ces travaux.

Le chapitre 1, intitulé "État de l'art", offre une analyse approfondie des problèmes liés à la sécurité routière et à l'efficacité énergétique, en prenant la Tunisie comme point d'ancrage de départ. Cette revue inclut également une exploration des différentes solutions de gestion du trafic existantes et partiellement compatibles avec les objectifs fixés, permettant de mieux comprendre les approches actuelles et de positionner notre propre contribution dans ce domaine.

Cette analyse scientifique nous éclaire sur les réponses déjà apportées et met en lumière les axes d'amélioration que notre approche cherche à adresser.

Le chapitre 2 constitue une étape clé de ce mémoire. Il permet d'identifier précisément la problématique de la thèse, en s'appuyant sur les contraintes rencontrées en abord d'intersection. Ce chapitre introduit également la stratégie de gestion du trafic développée pour répondre à ces contraintes. L'objectif est de proposer une approche novatrice visant à améliorer à la fois la sécurité routière et la consommation énergétique des véhicules. Cette approche se distingue par sa capacité à dépasser les limitations des solutions actuelles, grâce à une proactivité améliorée, une meilleure anticipation des comportements de conduite, ainsi qu'une continuité spatiale et temporelle, assurant une intervention fluide et adaptée aux évolutions du trafic.

Dans ce qui suit, cette stratégie est mise en œuvre selon deux grandes parties :

La première partie est développée dans le chapitre 3, où nous expliquons d'abord l'intérêt du système d'alerte dans notre contexte d'étude, avant de l'appliquer à des scénarios spécifiques : l'approche d'un passage piétons, d'un passage à niveau, et enfin d'une intersection. Ce chapitre vise à illustrer l'impact concret du système d'alerte par drone sur la gestion du trafic, en démontrant comment cette approche peut renforcer la sécurité des usagers de la route tout en réduisant la consommation énergétique du véhicule lorsque cela est possible.

La deuxième partie est abordée dans le chapitre 4, où nous formulons un problème d'optimisation centré sur la sécurité routière et la consommation énergétique. Ce chapitre débute par une présentation de la nécessité de recourir à l'optimisation dans notre contexte, suivie d'une revue des méthodes d'optimisation pertinentes. Nous formulons ensuite un problème d'optimisation centré sur la sécurité routière, avec des contraintes spécifiques liées à la gestion du trafic. Le choix de la méthode Particle Swarm Optimization (PSO) pour résoudre ce problème est justifié par une comparaison théorique des différentes méthodes disponibles, mettant en avant ses avantages pour notre application. Enfin, un problème d'optimisation multi-objectif est mis en place pour combiner l'optimisation de la sécurité routière et celle de la consommation énergétique, en formulant deux versions distinctes : l'une pénalisée, et l'autre sous contraintes. Les méthodes d'optimisation associées à ces deux formulations sont ensuite comparées dans un cadre d'étude simple pour évaluer l'efficacité de chaque méthode. Ce chapitre 4 permet de proposer un système multi-agent dans lequel les agents sont de natures différentes : aérien, terrestre, infrastructure, et, qui plus est, communicants ; l'optimisation est mise au service de ce système multi-agent pour augmenter son potentiel d'action.

Enfin, le chapitre "Conclusion" offre une rétrospective des réalisations de cette thèse et identifie les axes d'amélioration et les perspectives de recherche à venir dans le domaine de la gestion des flux de circulation aux intersections. Quelques recommandations sont proposées concernant la conception des intersections futures externes d'infrastructures routières, à travers l'intégration de technologies intelligentes pour une régulation plus efficace et sécurisée.

Chapitre 1 : Etat de l'art

Ce chapitre présente une synthèse des recherches scientifiques sur les problématiques et conflits liés à la gestion du trafic routier. Il explore les défis actuels, notamment ceux liés à la congestion et à la sécurité, tout en mettant en lumière les solutions technologiques qui ont émergé au fil du temps. Enfin, une analyse critique des approches existantes permettra de positionner le travail de thèse et d'identifier les axes d'amélioration pour une gestion plus efficace et sécurisée du trafic, pour certaines configurations d'infrastructure et scénarios de conduite.

1.1 Veille scientifique sur les problématiques et conflits routiers

1.1.1 Analyse préliminaire des enjeux de sécurité routière

1.1.1.1 Accidents de la route en quelques chiffres

L'accidentologie, terme créé en 1968 par des chercheurs de l'Organisme National de Recherche dans le domaine de la Sécurité Routière (ONSER), est l'étude des accidents de la route, englobant à la fois leurs causes et leurs effets. Aujourd'hui, de nombreux chercheurs se consacrent à l'étude des accidents afin d'en identifier les causes et de proposer des solutions adaptées. Selon le rapport mondial sur la sécurité routière publié par l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) en 2023, environ 1,19 million de personnes meurent chaque année des suites d'accidents de la route [8]. Les points clés de ce rapport mondial incluent :

- En 2021, les accidents routiers représentaient la première cause de mortalité chez les jeunes de 5 à 29 ans.
- Les accidents de la route représentent une part importante des décès dans les pays à faible et moyen revenu, bien que ces pays ne possèdent qu'environ 60% des véhicules mondiaux.
- Dans les pays développés, les accidents de la route ne figurent plus parmi les dix principales causes de décès.

Ces statistiques soulignent l'importance des efforts continus pour améliorer la sécurité routière et réduire le nombre de décès et de blessures dus aux accidents de la route [9, 10].

Pour mieux comprendre la gravité de la situation, nous explorons les statistiques de deux pays : la Tunisie et la France, un pays avec une plus grande superficie et une infrastructure routière plus développée. Nous mettons l'accent sur le cas de la Tunisie, contexte de ce travail de thèse. En Tunisie, le nombre d'accidents de la route connaît une croissance continue ces

dernières années aggravant ainsi leur impact sur la société et l'économie.

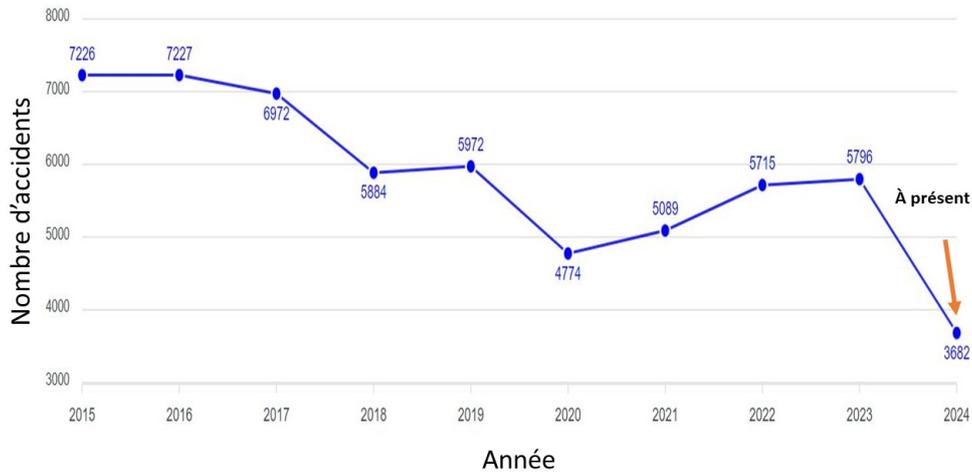


Figure 1.1 – Nombre d'accidents en Tunisie au fil des années.¹

La Figure 1.1 montre qu'en 2023, le pays a enregistré 5796 accidents, soit une augmentation de 21.4% par rapport à 2019. Sur la même période, le nombre de décès des victimes de la route a progressé 5,74 %, atteignant un total de 1216 victimes en 2023 [11].

Le rapport de situation sur la sécurité routière dans le monde publié par l'OMS [12] souligne l'une des principales réalisations de la Tunisie : la réduction du taux de mortalité routière, qui est passé de 24 décès pour 100 000 habitants en 2016 à 16 pour 100 000 en 2021. Cette amélioration est attribuée aux efforts nationaux multisectoriels, notamment à l'amélioration de la notification des décès liés aux accidents de la route en 2019-2020, renforçant ainsi la fiabilité des données [12]. En France, bien que les statistiques récentes montrent une légère diminution des accidents de la route, ces derniers demeurent une préoccupation majeure pour la sécurité publique [13].

La Figure 1.2 montre qu'en 2023, le nombre d'accidents corporels enregistrés en France a atteint 51 418, parmi lesquelles on dénombre 16 000 blessés graves. Cette tendance montre une légère diminution de 1.84% du total des accidents par rapport à l'année 2022, tandis que le nombre de blessés graves est resté pratiquement inchangé. Ces chiffres traduisent une stabilité globale, bien que de légères améliorations aient été constatées dans certains indicateurs liés à la sécurité routière [14].

1. Observatoire National de la Sécurité Routière, <https://onsr.nat.tn/onsr/index.php?page=0ar>, consulté le 10 octobre 2024.

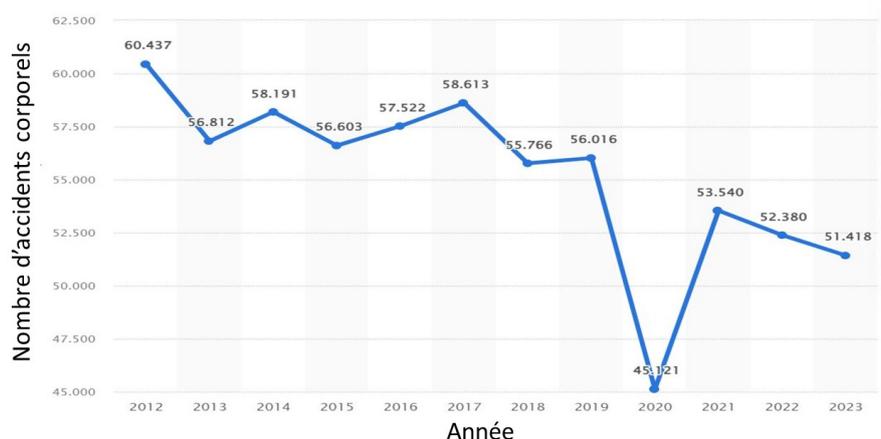


Figure 1.2 – Nombre d'accidents corporels en France au fil des années.²

1.1.1.2 Causes Majeures de la Détérioration de la Sécurité Routière

La sécurité routière présente des défis complexes, en particulier dans les zones à haut risque comme les circulations libres, les intersections et les espaces urbains densément peuplés. Ces environnements sont propices à divers conflits routiers, affectant aussi bien les véhicules que les usagers vulnérables. Dans ce qui suit, nous examinons les risques spécifiques liés à ces situations et explorons quelques typologies de conflits qui en découlent.

Vitesse excessive en circulation libre :

Les accidents de la route sont influencés par plusieurs facteurs clés. L'un des plus importants est la vitesse inappropriée, qui augmente à la fois la probabilité et la gravité des accidents. Selon l'Observatoire national interministériel de la sécurité routière (ONISR) en France [14], la vitesse excessive ou inadaptée est le principal facteur associé à l'augmentation des accidents, représentant 28 % des conducteurs présumés responsables.

En Tunisie, la vitesse excessive est également une cause majeure des accidents de la route. D'après l'Observatoire national de la sécurité routière (ONSR) [15], la vitesse excessive est responsable de 16 % des accidents de la route. Egalement, la Figure 1.3 [16] montre que ce facteur est responsable du plus grand nombre de décès liés aux accidents de la route en 2019, provoquant plus de 30 % des décès liés aux accidents.

2. Statista, Accidents corporels de la circulation routière en France de 2006 à 2021, <https://fr.statista.com/statistiques/511830/accidents-corporels-france/>, consulté le 9 octobre 2024.

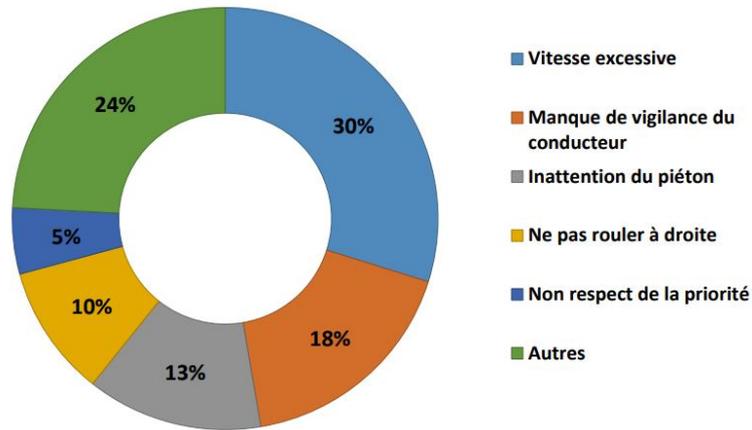


Figure 1.3 – Taux de mortalité imputable aux accidents de la circulation en Tunisie selon le facteur de l'accident en 2019 sur 1659 victimes.³

Dans des conditions de circulation libre, des conflits de dépassement surviennent fréquemment lorsque les conducteurs tentent de dépasser des véhicules plus lents. Ce type de conflit se produit souvent lorsque la distance avec le véhicule devant est mal évaluée, lorsque la vitesse des véhicules venant en sens inverse est sous-estimée, ou encore lorsque le conducteur ne respecte pas les règles de signalisation, comme l'absence de clignotants ou le dépassement en zones interdites. De telles situations peuvent entraîner des collisions frontales ou latérales, en particulier sur des routes à double sens sans séparateur physique. De plus, les changements de voie inattendus en circulation libre sont souvent à l'origine de conflits. Cela se produit notamment lorsque les conducteurs changent de voie sans signaler leur intention, lorsqu'ils ne vérifient pas leurs angles morts avant de manœuvrer, ce qui crée des risques de collision avec des véhicules déjà présents dans la voie adjacente. La vitesse élevée augmente également la difficulté d'anticiper et de réagir à de tels changements.

Conflits en virages

Un autre facteur significatif des accidents de la route est le manque de visibilité dû aux conditions météorologiques, aux obstructions ou à l'éclairage insuffisant, ainsi que le non-respect des priorités de passage. En Tunisie, environ 15 % des accidents de la route sont imputés à des conditions de visibilité défavorables, telles que le brouillard, les fortes pluies ou un éclairage public inadéquat [17]. En comparaison, en France, environ 10 % des accidents de la route sont dus à des problèmes de visibilité [18]. Les virages serrés, où la visibilité est limitée, représentent souvent des zones à risque élevé de conflit [19]. Par exemple, lorsqu'un véhicule effectue un virage à gauche dans une zone où la visibilité est obstruée, il peut ne pas détecter un véhicule arrivant en sens inverse, créant ainsi un risque de collision dû à un conflit de priorité [20]. De la

3. SAIDI Wafa, PROJET D'INTEGRATION DE BASES DE DONNEES POURVOYEUSES D'INDICATEURS SUR LA MORTALITE LIEE AUX ACCIDENTS DE LA ROUTE EN TUNISIE, Observateur national de la sécurité routière, https://unece.org/sites/default/files/2023-09/ECE-TRANS-WP1-Presentation-Sept-2023-11e_0.pdf, consulté en 2023.

même manière, la présence inattendue d'un obstacle, tel qu'un piéton, un véhicule stationné ou tout autre objet, dans ce type de virage, peut entraîner une réaction tardive du conducteur et augmenter considérablement le danger d'accident. Ces conflits liés à la réduction de la visibilité sont souvent examinés dans les études sur la sécurité routière et la gestion du trafic afin de mieux comprendre et réduire ces risques.

Les intersections : Risques potentiels et typologies de conflits

Les accidents aux intersections représentent une cause importante de mortalité routière [21, 22]. La figure 1.4 [14, 15] illustre l'évolution du nombre d'accidents aux intersections au fil des années pour chaque pays. La France enregistre une légère baisse, voire une stabilisation, du nombre d'accidents aux intersections par rapport aux années précédentes, tandis que la Tunisie connaît une augmentation significative de ce nombre.

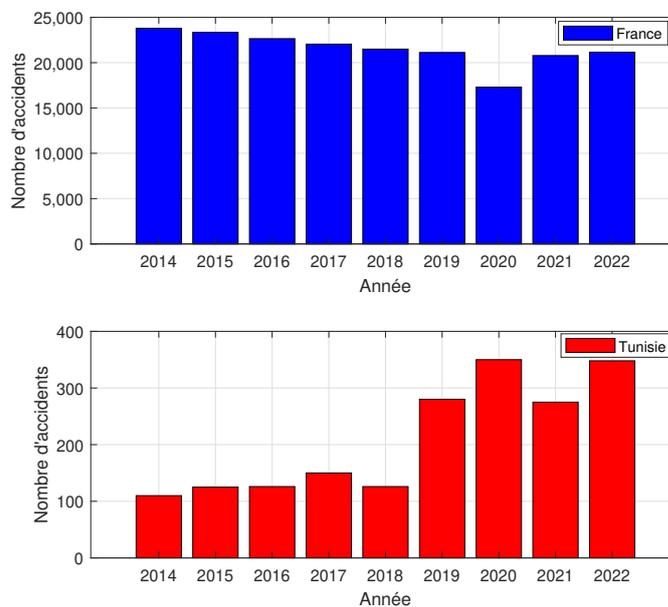


Figure 1.4 – Nombre d'accidents aux intersections en France et en Tunisie au fil des années

Après avoir identifié les principaux défis en matière de sécurité dans les zones d'intersection, il est crucial d'examiner les différentes catégories de conflits qui peuvent y surgir. Les conflits routiers désignent des situations où deux ou plusieurs usagers de la route se trouvent sur une trajectoire de collision potentielle, mais où l'accident est évité grâce à une manœuvre corrective, comme un freinage d'urgence ou un changement de direction. Ces incidents, souvent qualifiés de "presque-accidents", constituent des indicateurs clés du niveau de risque en matière de sécurité routière, en particulier dans les environnements urbains complexes [23]. Ils peuvent se produire aux intersections, lors de changements de voie ou face à des comportements imprévisibles de piétons. L'analyse des conflits routiers permet de prévenir les accidents avant

qu'ils ne surviennent et d'améliorer la compréhension des dynamiques de sécurité routière [24]. Les intersections sont particulièrement dangereuses comparées aux autoroutes en raison de leur architecture qui introduit plusieurs points de conflit. Elles représentent des points critiques où plusieurs routes se croisent, nécessitant une coordination entre les véhicules pour accéder à une zone commune. Ces intersections, en tant que goulots d'étranglement naturels, jouent un rôle essentiel dans la dynamique du réseau routier [25]. Les types de conflits aux intersections comme définis dans [26] sont :

- **Conflit de fusion** : Ce type de conflit se produit lorsque deux voies se rejoignent, obligeant les véhicules à s'intégrer dans une voie unique. Des risques d'accidents peuvent alors apparaître si les conducteurs ne respectent pas les priorités ou s'ils estiment mal les distances.
- **Conflit de suivi de véhicule** : Lorsque des véhicules se suivent de trop près, ce conflit survient, ce qui augmente le risque de collisions arrière, surtout dans les intersections ou les zones à forte densité de trafic [27].
- **Conflit de croisement** : Ce type de situation survient lorsque des véhicules provenant de directions opposées se croisent à une intersection. Des collisions peuvent alors se produire si les conducteurs ne respectent pas les règles de priorité.
- **Conflit de divergence** : Ce conflit se manifeste lorsque des véhicules se séparent pour prendre des directions différentes, généralement lors d'une sortie ou d'un virage à une intersection, créant des risques de collisions si la signalisation ou les distances de sécurité ne sont pas respectées.

Ces conflits sont représentés dans la Figure 1.5 [28].

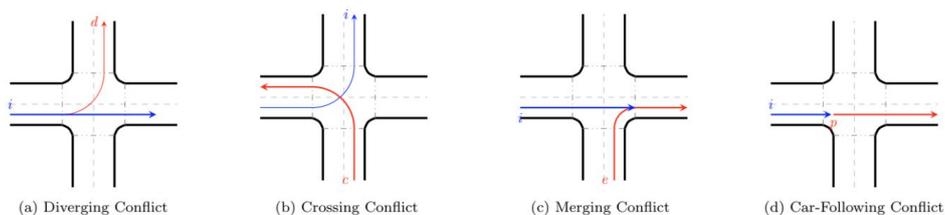


Figure 1.5 – Quatre contraintes classiques dans une intersection.⁴

Conflits avec les Usagers Vulnérables : Exposition aux Risques

Les usagers vulnérables regroupent les piétons, les cyclistes et les utilisateurs de deux-roues, qui sont souvent les plus exposés aux risques sur la route. Contrairement aux conducteurs de véhicules motorisés, ces usagers n'ont pas de protection physique, ce qui augmente les conséquences des accidents [29, 30, 3]. Les conflits entre ces usagers vulnérables et les autres usagers

4. Vinith Kumar Lakshmanan, Antonio Sciarretta, et Ouafae El Ganaoui-Mourlan, *Cooperative control in eco-driving of electric connected and autonomous vehicles in an un-signalized urban intersection*, IFAC-PapersOnLine, vol. 55, no. 24, pp. 64–71, Elsevier, 2022.

se produisent fréquemment dans des environnements urbains à haute densité, surtout là où les infrastructures sont insuffisantes pour séparer ces flux [31]. En Tunisie, les statistiques récentes montrent une tendance préoccupante. En 2021, le nombre de décès dus aux accidents de la route en Tunisie s'élevait à environ 1 216. Parmi ces victimes, les piétons représentaient 28% des décès. En ce qui concerne les utilisateurs de deux-roues motorisés, ils ont été particulièrement touchés, constituant 35% des victimes [15].

Focalisons nous sur l'évolution du nombre de blessés parmi les usagers vulnérables pendant les cinq dernières années. La Figure 1.6 [15] illustre une tendance à la hausse en nombres de blessés d'usagers vulnérables de la route, en particulier pour les utilisateurs de deux-roues motorisés (2RM), qui continuent d'être les plus touchés par les accidents de la route. Effectivement, leur nombre a augmenté de manière notable entre 2019 et 2023. Quoique le nombre de blessés parmi les piétons ait fluctué, il demeure également élevé, représentant une part importante des victimes. Les cyclistes, en revanche, sont globalement moins atteints, mais leur situation reste préoccupante, avec des variations mineures au fil des ans.

Les efforts pour améliorer la sécurité des routes et promouvoir des comportements sûrs restent insuffisants face à l'augmentation constante du trafic [12].

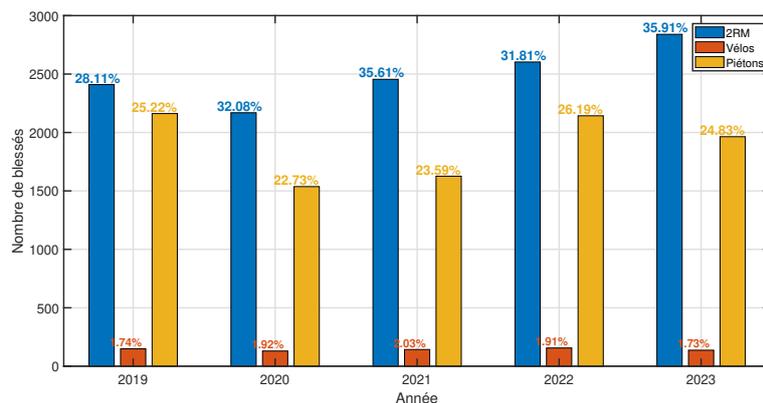


Figure 1.6 – Évolution de la part des blessés usagers vulnérables de la route entre 2019 et 2023 en Tunisie

En France, la situation est également critique. En 2021, environ 2 944 décès ont été recensés, avec une majorité parmi les usagers vulnérables. Les piétons et les cyclistes, notamment en milieu urbain, sont particulièrement à risque, représentant une part importante des décès sur les routes. Les politiques de sécurité routière tentent d'aborder ces enjeux, mais les progrès sont encore nécessaires pour atteindre les objectifs fixés par la Décennie d'action pour la sécurité routière 2021-2030 des Nations Unies [32]. Les données mondiales montrent que plus de 50 % des décès sur les routes concernent des usagers vulnérables, soulignant la nécessité de mettre en œuvre des mesures de protection spécifiques pour ces groupes. Les infrastructures inadaptées et le manque de politiques de sécurité efficaces aggravent le risque pour ces usagers [12, 32].

En résumé, bien que des efforts soient faits pour améliorer la sécurité routière en Tunisie et en France, les usagers vulnérables continuent de payer un lourd tribut. Une action renforcée est nécessaire pour mettre en place des infrastructures sécurisées et des politiques de prévention robustes afin de protéger ces groupes particulièrement exposés [12, 32]. Après avoir évoqué les risques auxquels les usagers vulnérables sont exposés dans l'environnement routier, il est essentiel de présenter les conflits spécifiques qui surviennent entre ces usagers et les véhicules motorisés, afin de mieux comprendre les dynamiques de danger et d'y apporter des réponses appropriées. Parmi ces conflits, on cite :

- **Conflits piéton-véhicule** : Cette situation survient principalement lorsque les piétons traversent imprévisiblement la chaussée, souvent en dehors des passages protégés. Ces comportements imprévisibles forcent les conducteurs à réagir rapidement, par un freinage brusque ou une manœuvre d'évitement, afin de prévenir une collision [33]. Ce type de conflit est particulièrement fréquent dans les zones urbaines à forte densité de circulation, où la visibilité peut être limitée [34].
- **Conflits vélo-véhicule** : Ces conflits se produisent souvent dans les villes où les infrastructures cyclables ne sont pas suffisamment séparées de la circulation motorisée. Les cyclistes sont contraints de partager la route avec des véhicules plus rapides, ce qui augmente le risque de collision, notamment lors des dépassements ou des changements de direction. De plus, les angles morts des véhicules lourds, comme les camions et les bus, sont souvent responsables de ce type de conflits [35].
- **Conflits avec les deux-roues motorisés** : Les utilisateurs de motos et scooters, en raison de leur taille et de leur mobilité accrue, sont souvent invisibles pour les conducteurs, en particulier dans des situations de dépassements [36]. Ils sont également impliqués dans des conflits aux intersections, où ils ne sont pas toujours pris en compte par les véhicules plus volumineux.

1.1.1.3 Volonté des pays à améliorer la sécurité routière

Sur la base des conclusions du Rapport mondial 2023, la Tunisie est devenue le premier pays de la Région de la Méditerranée orientale à élaborer, après la publication de ce rapport, une stratégie nationale multisectorielle de sécurité routière. Cette stratégie s'inspire du Plan mondial pour la Décennie d'action pour la sécurité routière 2021-2030 et du Cadre stratégique régional visant à renforcer les systèmes de sécurité routière. Lancée en 2022 sous la coordination du Conseil national de la sécurité routière, principal organisme responsable dans ce domaine, et avec l'appui de l'OMS, cette initiative a démarré par une analyse approfondie de la situation pour alimenter la stratégie. Cette première étape a inclus une revue documentaire, des entretiens avec les principales parties prenantes des secteurs concernés, suivie d'une série de séminaires-ateliers pour consulter et valider les résultats avec les acteurs impliqués. Ces échanges ont permis de

formuler des engagements et des recommandations spécifiques, qui constituent le fondement de la stratégie nationale multisectorielle détaillée davantage dans la Figure 1.7 [12].



Figure 1.7 – Processus de développement de la stratégie nationale multisectorielle de sécurité routière en Tunisie.⁵

1.1.2 Dynamiques et défis de la consommation énergétique des véhicules

Les problèmes de gestion du trafic ne se limitent pas à la sécurité routière, mais englobent également l'efficacité énergétique des véhicules. Cette question revêt une importance cruciale face aux préoccupations croissantes liées aux changements climatiques, à la pollution de l'air et à la dépendance aux énergies fossiles. Optimiser et réduire la consommation énergétique des véhicules est donc essentiel pour un avenir durable, permettant de diminuer les émissions de gaz à effet de serre, d'améliorer la qualité de l'air et de renforcer la résilience face aux fluctuations des ressources énergétiques.

1.1.2.1 Généralités sur les problèmes de consommation énergétique

Au cours des dernières décennies, le développement accéléré des transports a permis de satisfaire des besoins toujours plus importants en déplacements, tant pour des raisons personnelles que professionnelles. Cependant, cette expansion massive du secteur du transport routier s'accompagne de défis environnementaux primordiaux, notamment la contribution accrue aux changements climatiques [37]. En dépit des efforts pour rendre les véhicules plus écologiques et moins polluants, la quantité totale de gaz à effet de serre (GES), notamment de CO₂, ne

5. OMS Tunisie, <https://tunisia.un.org/>, consulté le 30 août 2024.

cesse d'augmenter [38]. Cette augmentation est principalement due à l'intensification des déplacements et à l'augmentation du nombre de véhicules sur les routes. Le transport routier est aujourd'hui l'une des principales sources d'émissions de gaz à effet de serre, représentant une part significative des émissions globales [39].

Selon les statistiques de [40], le secteur des transports représente 24% des émissions mondiales de CO₂ liées à l'énergie, ce qui en fait le deuxième plus grand contributeur après la production d'électricité. Les véhicules routiers représentent 74% de ces émissions. Entre 2000 et 2020, les émissions du transport ont maqué une augmentation de près de 50%, principalement à cause de l'augmentation du parc automobile et de la croissance des économies émergentes.

La nécessité de limiter ces émissions est au cœur des préoccupations environnementales mondiales. Les pays à travers le monde cherchent des solutions pour réduire cette empreinte carbone tout en maintenant une mobilité efficace et accessible. Dans ce contexte mondial marqué par une attention croissante sur la réduction des émissions de gaz à effet de serre, chaque pays fait face à des défis spécifiques. La Tunisie, avec son parc automobile essentiellement composé de véhicules thermiques vieillissants, présente des caractéristiques propres en matière de consommation énergétique dans le secteur du transport. En effet, le secteur des transports occupe la deuxième place en termes de consommation énergétique exprimée en équivalent CO₂ en Tunisie, avec une augmentation préoccupante, passant de 24,3% en 2010 à 26,9% en 2021, comme illustré dans la Figure 1.8 [41]. Ce constat souligne une tendance à la hausse de la demande énergétique dans le secteur, nécessitant une attention accrue pour en limiter l'impact environnemental.

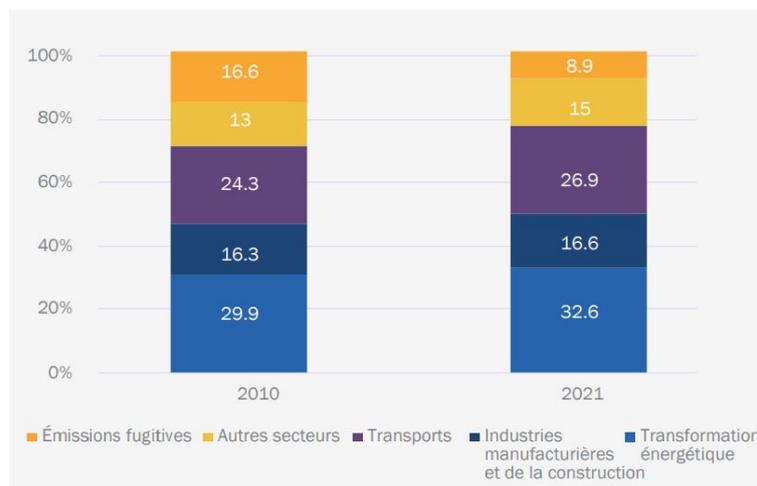


Figure 1.8 – Émissions de gaz à effet de serre du secteur de l'énergie (en équivalent CO₂) par secteur en Tunisie.⁶

6. Groupe de la Banque mondiale, *Country Climate and Development Report : Tunisia*, 2023, <https://www.worldbank.org/>, consulté le 10 octobre 2024.

1.1.2.2 Facteurs de surconsommation

La consommation du véhicule dépend de plusieurs facteurs qui peuvent relever de trois catégories : ceux liés aux caractéristiques du véhicule, ceux liés aux conditions d'exploitation du véhicule et ceux liés au comportement du conducteur.

Facteurs relatifs au véhicule

Les études de l'ENERGECO [42] identifient l'aérodynamique du véhicule, le moteur, les systèmes électroniques, les pneumatiques (résistance au roulement), le système de transmission et les systèmes supplémentaires (climatisation, GPS...) comme sources potentielles de surconsommation de carburant du véhicule. Pour mieux comprendre et prévoir cette consommation, plusieurs modèles ont été développés, prenant en compte ces paramètres essentiels. Parmi eux, le Virginia Tech Comprehensive Power-Based Fuel Consumption Model (VT-CPFM) qui se distingue par sa capacité à modéliser la consommation en fonction de la puissance instantanée. Ce modèle a été utilisé par plusieurs chercheurs pour estimer la consommation d'énergie en fonction de divers facteurs comme la vitesse et la résistance des véhicules. Rakha a principalement appliqué ce modèle aux véhicules thermiques (essence et diesel) [43], en se concentrant sur l'amélioration des prédictions de consommation dans des conditions de conduite réelles. D'un autre côté, Loulizi [44] a utilisé le même modèle pour une gamme plus large de véhicules, incluant à la fois les véhicules thermiques et électriques, en mettant l'accent sur l'effet des pentes routières dans le cadre de la conception d'infrastructures durables.

Facteurs liés aux conditions d'exploitation du véhicule

Plusieurs études ont démontré que l'énergie consommée par un véhicule dépend du type de route qu'il emprunte, notamment entre une route droite et une route comportant de nombreux virages. Les équipes de recherche de [43] et des auteurs de l'étude [45] ont toutes deux analysé l'impact des caractéristiques de la route sur la consommation énergétique des véhicules, en mettant en lumière des conclusions similaires. Rakha et al. ont montré que les virages fréquents augmentent la consommation de carburant, car ils obligent les conducteurs à alterner constamment entre accélérations et décélérations, perturbant ainsi l'efficacité énergétique. Cette perte d'efficacité s'explique par les variations constantes de vitesse, un phénomène peu présent sur les routes droites où une vitesse stabilisée permet une meilleure consommation. De manière complémentaire, l'étude de [45] a mis au point une méthodologie pour évaluer comment la géométrie des routes, incluant les pentes et virages, influence la consommation de carburant et les émissions de CO₂. Les auteurs ont également démontré que ces caractéristiques routières entraînent des pertes d'énergie, principalement à cause des freinages fréquents nécessaires pour gérer les changements de trajectoire et de dénivelé, confirmant ainsi les résultats de Rakha et al. Les deux équipes expliquent donc l'augmentation de la consommation énergétique par les mêmes facteurs : les fluctuations de vitesse et l'effort supplémentaire requis pour naviguer sur des routes non linéaires. Un autre facteur est le fait que la consommation dans un embouteillage

s'avère très élevée par rapport à la consommation en trafic fluide. Selon une étude de [46], les embouteillages peuvent augmenter la consommation de carburant jusqu'à 30% par rapport à une circulation sans interruption. Ils expliquent cette hausse par les arrêts fréquents, les démarrages, et le fonctionnement prolongé du moteur au ralenti, ce qui est inefficace en termes de consommation.

Facteurs liés au conducteur

En plus de l'influence de la géométrie de la route et des conditions de circulation sur la consommation énergétique, les comportements de conduite, tels que les accélérations et freinages brusques parfois inexplicables, jouent également un rôle majeur dans la surconsommation de carburant. Il ne s'agit pas ici d'un type de route obligeant le conducteur à freiner ou à modifier sa vitesse, mais plutôt d'un comportement propre au conducteur, révélant une conduite inconfortable, imprudente ou manquant de vigilance. Effectivement, Les auteurs de [47] ont démontré que le comportement du conducteur a un impact direct sur l'environnement et les émissions du véhicule. Cet impact est plus élevé aux déplacements liés au travail qui produisent la plus grande augmentation marginale des concentrations de polluants comme le N₂O (Protoxyde d'Azote) par kilomètre parcouru, avec une concentration augmentée de 40% par rapport aux trajets liés aux achats. C'est dans ce contexte que les chercheurs de [48] ont fourni des conseils aux conducteurs pour réduire efficacement la consommation de carburant et les niveaux d'émissions, notamment en évitant les freinages brusques, les accélérations ou décélérations soudaines, ainsi que le ralenti du moteur.

1.2 Solutions existantes pour la gestion des flux de circulation sur les routes

Au vu des défis de sécurité routière et de consommation énergétique des véhicules abordés précédemment, nous exploitons maintenant les solutions existantes pour la gestion du trafic.

1.2.1 Gestion intelligente des feux tricolores

De nos jours, la gestion intelligente des feux tricolores est largement utilisée dans les grandes villes pour fluidifier le trafic et réduire les embouteillages. Elle repose notamment sur des systèmes adaptatifs, capables de s'ajuster en temps réel aux conditions de circulation, garantissant ainsi une meilleure gestion des flux de véhicules et des temps d'attente aux intersections. Les systèmes de gestion du trafic sont dits adaptatifs car ils passent d'un plan d'éclairage fixe à un autre en fonction de l'horloge ou des mesures des indicateurs de trafic, conférant ainsi une adaptabilité macro-régulatrice. Cette adaptation se fait de manière discontinue à la valeur moyenne des flux pendant la journée. En parallèle, la présence de micro-réglémentations apporte une adaptation locale autour du débit moyen attendu dans le cycle des feux.

SCOOT (Split Cycle Offset Optimization Technique) [49] a été l'un des premiers systèmes de gestion du trafic en temps réel, conçu au Royaume-Uni. Il est basé sur l'ajustement dynamique des feux de circulation en fonction des volumes de trafic détectés par des capteurs placés dans les rues. Ces détecteurs, situés en amont des carrefours, collectent des données sur le nombre de véhicules. SCOOT ajuste progressivement le plan de feux en fonction des conditions de trafic fluctuantes, en modifiant légèrement les temps de cycle, la durée des feux verts et les décalages entre les feux à différents carrefours afin d'améliorer la fluidité du trafic (Voir Figure 1.9). Les données issues des capteurs sont combinées pour former une mesure spécifique à SCOOT appelée LPU (Link Profile Unit). SCOOT permet également aux opérateurs de définir des critères de congestion et d'identifier rapidement les zones critiques du réseau, ainsi que de mettre en œuvre des techniques de régulation par "gating" pour protéger les zones sensibles. À l'époque de son introduction, SCOOT a comblé la lacune des systèmes traditionnels à cycles fixes qui ne s'adaptaient pas aux fluctuations de la circulation. Il permettait une réaction en temps réel et une meilleure fluidité du trafic dans des environnements urbains, où les changements étaient fréquents. Bien que novateur, SCOOT ne prenait pas en compte les événements imprévus comme les accidents ou les perturbations soudaines, et il manquait de précision dans l'optimisation des flux de trafic à plus grande échelle.

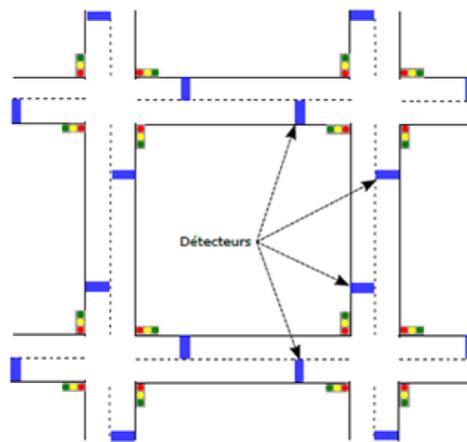


Figure 1.9 – Boucles magnétiques en amont des carrefours.⁷

Développé en Australie, SCATS (Sydney Co-ordinated Adaptive Traffic System) [50] est apparu presque simultanément à SCOOT, mais s'est concentré davantage sur une gestion décentralisée et coordonnée des feux de circulation à travers un réseau urbain entier, en optimisant à la fois les intersections locales et les flux globaux. SCATS repose sur des bibliothèques séparées de durées de cycle, de décalages et de durées de vert, ainsi que sur un algorithme en temps réel pour la reconstitution du plan de feux. Contrairement à SCOOT, SCATS dépend

⁷ Mohamed Tlig, *Coordination locale et optimisation distribuée du trafic de véhicules autonomes dans un réseau routier*, Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 2015.

uniquement de la disponibilité de données explicites décrivant le trafic (Voir Figure 1.10). Pour contrôler le trafic, SCATS utilise des sous-systèmes qui regroupent les intersections (1 à 10 intersections par sous-système), avec une intersection critique définie par l'utilisateur. Chaque sous-système est optimisé indépendamment des autres, permettant une réorganisation du plan de feux au lieu de le conserver fixe dans une bibliothèque.

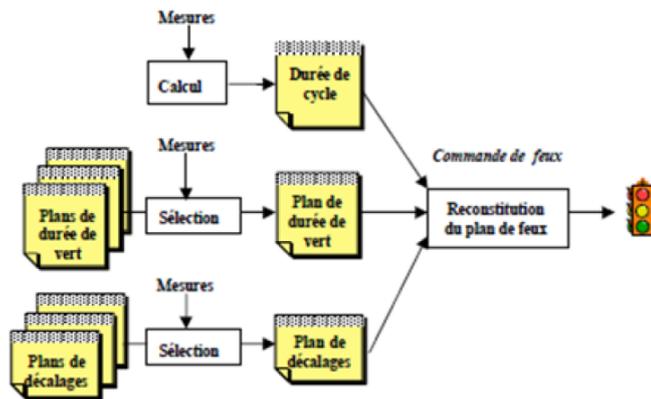


Figure 1.10 – Principes généraux de SCATS.⁸

Bien que SCATS ait permis d'améliorer la coordination à plus grande échelle, en optimisant non seulement une intersection individuelle, mais aussi un réseau complet, en tenant compte du volume de véhicules dans différentes zones, il souffre de limites dans la gestion des nouvelles technologies, telles que les véhicules connectés, et ne permet pas de tirer parti des données massives générées aujourd'hui pour optimiser encore davantage le trafic.

Plus tard, PRODYN (PROgramme for DYnamic Network)[51] a été conçu comme un système plus avancé, introduisant des algorithmes décentralisés pour une gestion dynamique du trafic à chaque intersection. Contrairement à SCOOT et SCATS, PRODYN a mis l'accent sur une optimisation locale plus fine et plus réactive. PRODYN se distingue par sa capacité à optimiser de manière dynamique les phases des feux de circulation toutes les cinq secondes, sans dépendre d'un cycle fixe. Chaque segment de réseau est équipé de capteurs pour mesurer le flux de trafic, en plaçant un capteur à l'entrée et un autre au milieu. Ces capteurs permettent d'estimer l'état du trafic, notamment en termes de nombre de véhicules en file d'attente. Le système applique ensuite une série de commandes optimisées par des méthodes hiérarchiques et de programmation dynamique, et sélectionne la meilleure séquence pour les cinq prochaines secondes. Cette boucle d'optimisation continue, en mettant à jour les décisions toutes les cinq secondes, assure une réactivité accrue du système. Il est vrai que PRODYN a permis non seulement une gestion indépendante et dynamique à chaque intersection, mais aussi plus rapide et plus précise des situations complexes à l'échelle locale, toutefois, il a montré ses limites dans

8. Corinne Braban et Florence Boillot, *Les systèmes temps réel de commande de feux en milieu urbain*, INRETS, 2003.

la gestion globale et prédictive, car son approche décentralisée pouvait parfois manquer de coordination cohérente à grande échelle [52].

Finalement, quoique les systèmes adaptatifs tels que SCOOT, SCATS et PRODYN aient apporté des améliorations notables dans la gestion du trafic, ils présentent néanmoins certaines limitations. SCOOT montre des faiblesses face aux événements imprévus, tandis que SCATS a des difficultés à intégrer pleinement les nouvelles technologies comme les véhicules connectés. PRODYN, quant à lui, avec son approche décentralisée, optimise localement mais peut manquer de coordination globale. Ainsi, malgré leurs contributions, ces systèmes nécessitent aujourd'hui des solutions plus modernes pour répondre aux exigences croissantes de la mobilité connectée et intelligente [23], mais aussi pour prendre en compte les nouvelles formes de mobilités et moyens de transport.

1.2.2 Gestion du trafic basée sur les systèmes de détection avancée

Après avoir examiné les systèmes adaptatifs de la fin du 20^e siècle, il est essentiel de se tourner vers des technologies plus récentes. C'est dans ce contexte qu'on évoque les systèmes de gestion de trafic basés sur des techniques de détection avancée. Ces systèmes, telles que les boucles de détection, les caméras et les radars, améliorent la surveillance et la régulation des flux de véhicules.

1.2.2.1 Les boucles inductives

Les boucles inductives sont une technologie essentielle utilisée dans les systèmes de surveillance et de contrôle du trafic [53]. Ces boucles sont constituées de bobines de fil encastrées dans la chaussée à des endroits stratégiques sur les routes. L'efficacité des boucles inductives dans la surveillance du trafic a été largement étudiée et documentée dans des articles de recherche et des rapports industriels [54]. Par exemple, En 2012, l'équipe [55] a proposé un système innovant de détection de véhicules basé sur des boucles inductives multiples pour gérer le trafic hétérogène et sans respect des voies. Le système permettait de détecter avec précision des véhicules de différentes tailles (deux roues, bus) et de les compter même dans des conditions de flux mixtes et non structurés, en utilisant une nouvelle conception de boucles qui répond aux besoins de trafic diversifié. Les tests sur le terrain ont démontré l'efficacité du prototype, prouvant que ce système pourrait contribuer à une gestion optimisée des routes existantes et à la réduction de la congestion dans plusieurs conditions de trafic. Toutefois, malgré ces avancées, certaines limitations demeurent. Le système se concentre uniquement sur la détection des véhicules et leur classification, mais n'aborde pas la gestion dynamique du trafic en temps réel, notamment via des algorithmes adaptés pour contrôler les feux de circulation en fonction de la densité du trafic. Cet aspect laisse place à des améliorations, notamment dans l'intégration d'algorithmes de contrôle intelligents. L'étude de [56] comble ces lacunes en proposant un

modèle avancé de gestion du trafic basé sur des boucles inductives, avec des algorithmes de microcontrôleurs permettant de réguler les cycles des feux selon la densité de chaque voie et ainsi réduire les embouteillages. Leur idée principale était de concevoir un modèle permettant de fluidifier le trafic en temps réel et de réagir en fonction de la densité de véhicules sur chaque voie. La Figure 1.11 montre comment deux boucles inductives mesurent la densité du trafic.

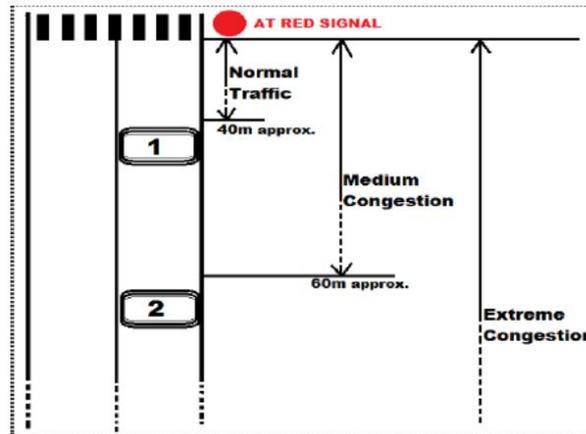


Figure 1.11 – Sorties fournies par des boucles inductives pour la mesure de la densité du trafic.⁹

La boucle 1, implémentée proche du feu, détecte une congestion modérée lorsque les véhicules atteignent cette position quant à la boucle 2, placée plus éloignée du feu, détecte une congestion extrême si les véhicules la dépassent. Ces informations sont utilisées pour ajuster les feux de circulation en fonction de la densité détectée. Néanmoins, les boucles inductives présentent certaines limitations importantes. Leur installation nécessite une découpe du revêtement routier, ce qui peut entraîner des coûts élevés et des perturbations de la circulation. De plus, leur portée de détection est limitée, ce qui signifie qu'elles ne peuvent surveiller qu'une zone restreinte. Elles manquent également de flexibilité et d'évolutivité, car une fois installées, il est difficile de les repositionner ou de les adapter à de nouvelles configurations de trafic. Par ailleurs, les boucles inductives fournissent une information non continue dans l'espace, car elles ne détectent les véhicules qu'à des points spécifiques sur la route, ce qui peut entraîner des lacunes dans le suivi des véhicules en mouvement et limiter l'efficacité du système.

1.2.2.2 Les radars et les LiDARs

Les radars automatiques représentent une technologie essentielle pour la gestion du trafic, en surveillant et régulant la vitesse des véhicules afin de prévenir les accidents et garantir la

9. Lala Bhaskar, Ananya Sahai, Deepti Sinha, Garima Varshney, et Tripti Jain, *Intelligent traffic light controller using inductive loops for vehicle detection*, in *2015 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)*, pp. 518-522, 2015, <https://doi.org/10.1109/NGCT.2015.7375173>.

sécurité routière [57]. Un radar routier utilise des ondes radioélectriques pour mesurer la vitesse des véhicules en mouvement, enregistrant les excès de vitesse et pouvant entraîner des sanctions telles que des amendes. En contrôlant la vitesse, les radars aident à diminuer les accidents et à améliorer la fluidité du trafic [58]. D'après un rapport de l'ONISR, l'installation de radars automatiques a significativement réduit le nombre d'accidents sur les routes françaises.

Le radar est principalement utilisé pour la détection et la surveillance des véhicules. En 2012, l'équipe [59] a développé un système de détection et de surveillance du trafic routier en milieu urbain basé sur des radars actifs. Ce système est capable de suivre les trajectoires des véhicules en temps réel. Son innovation réside dans l'intégration d'un algorithme qui permet non seulement la détection des véhicules, mais aussi l'émission d'alertes lorsqu'un véhicule dépasse une vitesse prédéfinie. Cependant, ce système rencontre des limites dues à la nature aléatoire des signaux radar, comme les perturbations, les obstacles qui bloquent le signal, et la difficulté à distinguer des objets qui se déplacent les uns près des autres.

Une autre équipe de recherche [60] a présenté un système de surveillance du trafic basé sur un capteur radar à 24 GHz. Ce système détecte et suit tous les objets en mouvement et stationnaires dans l'environnement local. L'amélioration de la procédure de suivi des objets est réalisée en intégrant des informations cartographiques locales, ce qui permet une meilleure précision dans la surveillance du trafic routier. Une limitation spécifique à cette étude est que le radar à 24 GHz utilisé pour la surveillance du trafic présente une portée limitée, ce qui restreint l'efficacité de la cartographie et du suivi des véhicules sur des zones étendues. Cette limitation affecte directement la capacité du système à fournir des informations complètes dans des environnements complexes, notamment en cas de flux de trafic massifs ou de routes sinueuses.

Après avoir évoqué des études impliquant un radar actif, il est intéressant de se tourner vers l'étude plus récente de [61], qui apporte une approche complémentaire basée sur les radars passifs. En effet, cette dernière propose une solution plus discrète et économique en exploitant les émissions radio existantes (comme les signaux GSM (Global System for Mobile Communications) et DVB-T (Digital Video Broadcasting - Terrestrial), voir Figure 1.12), ce qui permet d'étendre les possibilités de surveillance du trafic tout en relevant des défis techniques distincts, notamment en termes de résolution et d'interférences en milieu urbain. En effet, dans [61], la surveillance par radar passif du trafic permet des mesures précises de la vitesse et la génération d'informations sur la densité et la vitesse du trafic.

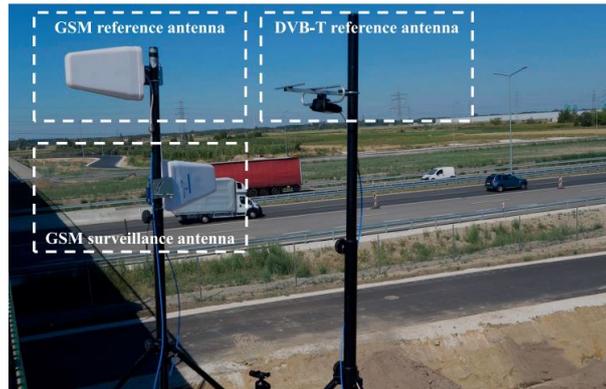


Figure 1.12 – Antennes de mesure par radar passif (antenne de surveillance DVB-T non visible) et zone d'observation.¹⁰

Cependant, dans cette étude, le radar utilisé présente une portée de détection limitée (1,5 km pour le GSM et 18 mètres pour le DVB-T), ce qui restreint la zone de couverture pour la surveillance du trafic. De plus, bien que les radars passifs puissent fournir des données en temps réel, l'optimisation des délais de traitement et la capacité à répondre rapidement aux changements de conditions de circulation restent des défis. Cela peut limiter l'efficacité du système pour une gestion dynamique du trafic, où des informations précises et instantanées sont essentielles pour assurer la sécurité routière.

Une autre méthode de surveillance du trafic est l'utilisation de LiDAR (Light Detection and Ranging) qui permet de mesurer la vitesse ainsi que de détecter et de classer les véhicules [62]. Alors que les radars utilisent des ondes radio pour détecter et surveiller les objets, les lidars se basent sur des ondes lumineuses (faisceaux laser), offrant ainsi une précision supérieure pour mesurer les distances et cartographier l'environnement en détail. Un appareil LiDAR émet des impulsions lumineuses vers une cible et mesure le temps que prend chaque impulsion pour être réfléchi et revenir à l'appareil. Ces données sont ensuite utilisées pour créer des cartes tridimensionnelles précises de l'environnement, utiles dans des domaines tels que la cartographie topographique, la conduite autonome, la modélisation environnementale et l'archéologie. Les systèmes LiDAR sont particulièrement efficaces pour détecter des objets à différentes distances et sous divers angles.

Dans [63], les auteurs ont suggéré une méthode de détection et de suivi des piétons et des véhicules basée sur le LiDAR en bord de route. Les LiDARs doivent être installés bien au-dessus de la route, ce qui nécessite généralement des structures de support supplémentaires [64]. Toutefois, les capteurs LiDAR présentent des performances dégradées par temps défavorable, comme lors de pluie, de brouillard ou de neige. Cela a un impact direct sur la précision de

10. Marcin K. Baczyk, Piotr Samczynski, Piotr Krysiak, et Krzysztof Kulpa, *Traffic density monitoring using passive radars*, IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, vol. 32, no. 2, pp. 14–21, 2017.

la détection et du suivi des piétons et des véhicules, ce qui peut réduire l'efficacité de cette technologie en cas d'intempéries.

L'équipe de recherche [65] a développé une infrastructure améliorée par LiDAR pour la détection et la diffusion d'informations de haute résolution sur le trafic. Le système est conçu pour améliorer les infrastructures connectées, en particulier pour les véhicules autonomes et connectés. Il intègre des capteurs LiDAR placés en bord de route pour détecter et suivre les véhicules, les piétons et autres usagers de la route. Les données collectées sont ensuite transmises pour créer des cartes haute définition, fournissant des informations précises sur la position et le mouvement des objets détectés. Une limitation notable de ce travail est que la gestion en temps réel des données LiDAR à haute résolution nécessite des infrastructures de communication sophistiquées et une grande capacité de traitement. Cette exigence présente des défis en matière de latence et de débit de données, particulièrement dans les environnements urbains complexes et densément peuplés. L'étude de [65] dépasse certaines des limitations de l'étude de [63], en proposant une intégration des données LiDAR dans une infrastructure connectée, ce qui améliore la diffusion des informations sur le trafic dans un environnement de villes intelligentes. Cependant, même si les auteurs de [65] ont apporté des solutions à certains problèmes liés à l'utilisation des capteurs LiDAR, leur méthode a introduit de nouveaux défis, notamment la gestion en temps réel de vastes volumes de données et les contraintes d'infrastructure, des aspects qui n'avaient pas été abordés par l'étude de [63] dans ce cadre.

1.2.2.3 Les Caméras

L'utilisation de caméras est également prometteuse dans la gestion du trafic [66, 67, 68] notamment pour la détection des véhicules. Elles permettent de capturer des images en temps réel et d'analyser le flux de circulation, offrant ainsi une meilleure précision dans l'évaluation des conditions routières [69]. Dans ce contexte, les auteurs de [70] ont présenté une méthode de détection de véhicules dans les tunnels, qui soulève des difficultés particulières en raison de l'utilisation de différents types de caméras, du placement diversifié des caméras, des vidéos à faible résolution, du mauvais éclairage du tunnel et de la présence de lumières réfléchies sur les parois du tunnel. Aussi, dans [71], l'équipe de recherche a proposé une méthode de détection de véhicules 3D basée sur une caméra monoculaire pour éviter les collisions entre véhicules et obstacles. Il faut dire que dans cette étude, la caméra dépend des infrastructures connectées pour fonctionner correctement. Ainsi, la précision des détections et des estimations de position peut être compromise dans des zones où la connectivité est faible ou où des interférences perturbent les capteurs, réduisant ainsi la fiabilité du système.

Plus récemment, le recours aux caméras dans la détection du trafic s'est appuyée sur des méthodes d'apprentissage profond, exploitant les avancées technologiques en vision par ordinateur. L'équipe de [72] a exploité ces progrès en développant des algorithmes basés réseaux

neuronaux convolutionnels profonds (Deep Convolutional Neural Network (DCNN)) et You Only Look Once (YOLO) pour détecter automatiquement les congestions à partir d'images de caméras. Cette approche a permis d'atteindre une précision de plus de 90% dans la classification des images en tant que congestionnées ou non. Cependant, une limitation de cette approche réside dans la baisse de performance des algorithmes dans des conditions de visibilité réduite, telles que la nuit ou par mauvais temps, où la précision des modèles peut être affectée négativement.

1.2.3 Optimisation du trafic par les systèmes de transport intelligent (ITS)

Après avoir discuté des systèmes de détection avancée, il est important de se pencher sur les nouvelles technologies plus globales qui contribuent à la gestion du trafic dans les villes intelligentes. Certainement, grâce aux avancées en technologies de l'information et des communications pendant les dernières décennies, les systèmes de transport intelligents (ITS) ont amélioré la gestion du trafic, offrant des solutions innovantes pour optimiser la sécurité et la fluidité de la circulation en milieu urbain.

1.2.3.1 Nouvelles technologies

Le système de transport intelligent (ITS) intègre des technologies de pointe pour améliorer la gestion des réseaux de transport, leur exploitation et les services associés. Il joue un rôle important dans la résolution des problèmes de sécurité, de congestion, d'efficacité du trafic et de protection de l'environnement [73]. Et donc, le ITS représente une arme à double tranchant. Il intervient d'une part à la résolution de la congestion routière en optimisant l'énergie et au développement des nouvelles technologies numériques d'autre part, notamment dans les domaines de la simulation, du contrôle en temps réel et des réseaux de communication [74]. L'auteur de [75] subdivise les technologies réalisées dans le cadre des ITS en trois catégories de systèmes : Ceux apportant de l'information aux voyageurs, ceux qui contrôlent les véhicules, et ceux qui gèrent la circulation. Dans ce contexte, on évoque les technologies de localisation telles que Google Maps, le Global Positioning System (GPS) et le Waze qui ont amélioré la gestion du trafic, notamment grâce à leurs mises à jour en temps réel [76, 77, 78]. Effectivement, ces systèmes permettent aux conducteurs d'obtenir des renseignements sur l'état du trafic, d'identifier les itinéraires les moins congestionnés, et de réagir rapidement aux incidents sur la route [79]. Ainsi, ils optimisent la fluidité du trafic en réduisant les congestions et les temps de trajet. Deux équipes de recherche ont fait recours à l'utilisation des données de Google Maps et des API (Application Programming Interface) basées sur le GPS pour développer des solutions adaptatives de contrôle des feux de signalisation [80, 81]. Elles utilisent le crowdsourcing des données des véhicules pour ajuster les cycles des feux en temps réel, réduisant ainsi la congestion, et les émissions de CO₂ tout en assurant une meilleure sécurité sur les routes. Cependant, l'une des

approches ([80]) se distingue par l'ajout de notifications aux conducteurs sur l'état des feux. Quant à l'équipe de [82], elle a étudié l'intégration des données de crowdsourcing de Waze dans la gestion du trafic, en les comparant aux systèmes traditionnels de surveillance tels que les capteurs et caméras. Leur recherche a démontré que Waze offre, par rapport à ces systèmes traditionnels, une couverture plus étendue, des signalements plus rapides et une précision géographique suffisante. Ces résultats montrent que les données de Waze peuvent efficacement compléter et améliorer la surveillance du trafic, permettant une détection plus rapide des incidents et une gestion optimisée des conditions de circulation en temps réel. Dans ce même contexte d'avertissement, Les auteurs de [83] ont développé un système utilisant les nouvelles technologies de l'analyse de données à partir des réseaux sociaux pour émettre des alertes en temps réel sur les incidents de circulation. Leur approche repose sur l'analyse des tweets en temps réel via le modèle "tweet-LDA", qui identifie les accidents et incidents routiers à partir des publications sociales. Ce système d'alertes cible principalement les véhicules connectés, mais ses limites résident dans la dépendance aux données textuelles non structurées et à l'exactitude ou non des informations provenant des réseaux sociaux, qui peuvent être fluctuantes ou incomplètes. Cela pose un défi en termes de fiabilité et de couverture des informations diffusées.

En plus des technologies mentionnées, une autre avancée majeure a vu le jour dans le même domaine : l'apparition récente des véhicules autonomes. Cette innovation prometteuse ouvre de nouvelles perspectives en matière de transport, apportant des solutions inédites pour optimiser la mobilité et renforcer la sécurité routière. [84].

1.2.3.2 Des ADAS au véhicule autonome

Dans le cadre de l'évolution vers les véhicules autonomes, il est essentiel de comprendre comment les systèmes avancés d'aide à la conduite (ADAS) ont marqué une première étape importante en matière de sécurité et d'assistance au conducteur. Les ADAS, qui reposent sur des capteurs embarqués comme les radars, caméras, GPS et lidars, ont introduit une nouvelle dynamique dans la conduite en apportant des solutions concrètes pour prévenir les accidents [85, 86]. Leur fonctionnement est structuré en plusieurs modes de contrôle. Dans un premier temps, le mode instrumenté se limite à fournir des informations au conducteur sur l'environnement sans intervention directe, tandis que le mode avertissement déclenche des alertes visuelles ou sonores pour prévenir des dangers imminents. En l'absence de réaction du conducteur, le mode limite intervient en appliquant des actions correctives partielles, comme un léger freinage, pour éviter une collision. Enfin, le mode régulé permet au système d'agir de manière autonome, en prenant le contrôle complet de certaines fonctions, comme le freinage d'urgence ou la régulation de la vitesse [87]. Un intérêt particulier est apporté au mode d'alerte des systèmes ADAS, largement déployé, qui a démontré son efficacité en améliorant la sécurité des conducteurs, notamment en envoyant des alertes visuelles et sonores pour prévenir les risques imminents. Un

avantage conséquent de ce système est sa capacité à réagir avant une intervention humaine, réduisant ainsi le risque d'accidents. Dans ce contexte, l'étude de [88] propose un système d'alerte coopératif intégré aux ADAS, utilisant les communications V2V (Vehicle-to-Vehicle communication) pour prévenir les collisions en temps réel, renforçant ainsi la coordination entre véhicules pour optimiser la sécurité. Une autre étude de [89] se concentre sur un système d'alerte visant à prévenir l'hypovigilance du conducteur, intégré aux systèmes ADAS. En détectant des signes de fatigue chez le conducteur, le système déclenche des alertes en temps réel pour avertir de l'état de somnolence, améliorant ainsi la sécurité sur la route. En conclusion, ces systèmes ne se contentent pas seulement d'assister le conducteur ; ils constituent aussi une transition vers une automatisation plus avancée. En apportant des alertes en temps réel et en intervenant directement dans la gestion des situations critiques, les ADAS représentent un tremplin vers les véhicules autonomes, qui intégreront ces fonctionnalités dans un cadre encore plus global et connecté, grâce à des technologies comme les communications V2V et V2X (Vehicle-to-Everything).

Le déploiement des véhicules autonomes et connectés (CAV) aux intersections présente un grand potentiel en tant que solution pour la gestion du trafic. Les auteurs dans [90] définissent ce type de véhicule comme un véhicule sans conducteur, équipé d'un système de pilotage automatique, capable de se déplacer d'un point à un autre sans intervention humaine. En d'autres termes, un véhicule autonome peut naviguer sans assistance humaine dans des conditions de circulation réelles. Les CAV ont la capacité de détecter tout objet présent dans leur environnement et de naviguer dans différentes conditions de circulation sans contribution humaine [91]. Les véhicules connectés sans fil à proximité peuvent identifier la possibilité de collisions en échangeant des informations à d'autres véhicules et piétons, telles que la vitesse, la direction et leur position. Les véhicules peuvent également communiquer avec une entité du réseau en charge du contrôle de la circulation afin d'être informés des conditions météorologiques et des risques routiers ou de recevoir des conseils sur la vitesse et l'itinéraire pour l'optimisation des flux de trafic. L'industrie automobile évolue vers des véhicules connectés et autonomes qui ont le potentiel d'améliorer la sécurité et de réduire les embouteillages tout en réduisant les impacts environnementaux que peuvent causer ces derniers. Cette évolution est basée sur la communication V2X, qui permet à un véhicule de communiquer avec son entourage, d'autres véhicules, des piétons, des équipements routiers et Internet. En utilisant la technologie V2X, des informations critiques peuvent être échangées entre les véhicules pour prendre conscience de la situation de la conduite et éviter les accidents [92].

De nombreuses études ont été décrites dans la littérature, soulignant comment l'intégration des CAV aux intersections améliore considérablement la sécurité routière en tirant profit de la technologie avancée des capteurs embarqués. L'équipe de recherche de [93] a travaillé sur des capteurs radar qui détectent la vitesse et la distance des objets, éléments nécessaires pour

éviter les collisions. Les caméras, embarquées dans ces véhicules fournissent des informations visuelles pour la reconnaissance d'objets et la détection de voies, comme le soulignent leurs recherches. Le GPS et les unités de mesure inertielle (IMU) garantissent une localisation précise et une estimation de l'état du véhicule, fournissant ainsi un positionnement et un suivi des mouvements précis. Ces capteurs permettent aux CAV de prévoir et de réagir à l'environnement routier, réduisant ainsi les risques d'accident et améliorant la sécurité aux intersections [94]. Une deuxième équipe de recherche [95] a contribué au développement d'un véhicule autonome équipé de capteurs ultrasoniques émettant des ondes sonores à 40 kHz. En effet, ces capteurs implémentés pour mesurer les distances avec précision, permettent au véhicule de détecter des obstacles, d'ajuster sa vitesse et de changer de voie en toute sécurité, améliorant ainsi la sécurité et assurant une navigation autonome et réactive aux conditions de son environnement.

En outre, les CAV peuvent communiquer avec d'autres véhicules et infrastructures, facilitant les mouvements coordonnés et améliorant l'efficacité du trafic, minimisant ainsi les points de collision potentiels aux intersections [28]. La limitation ici réside dans la qualité de communication, un défi en soi.

Les CAVs jouent un rôle important non seulement dans l'amélioration de la sécurité routière et la fluidité du trafic, mais aussi dans la réduction des coûts énergétiques, en optimisant la gestion du flux de circulation [96]. Dans le contexte de l'optimisation énergétique, plusieurs approches ont été développées. Les équipes de recherches de [97] et [98] ont fait recours à des méthodes d'optimisation pour générer des trajectoires et des profils de vitesse de véhicules aux intersections dans le but de diminuer la consommation de carburant et d'améliorer l'efficacité du trajet, tant dans des environnements de trafic entièrement connectés que partiellement connectés. Plus récemment, les auteurs dans [99] ont utilisé des algorithmes de contrôle basés sur des modèles microscopiques de flux de trafic, tels que le modèle de vitesse optimale et le modèle "follow-the-leader", pour les véhicules autonomes. L'objectif principal était de réduire les oscillations de vitesse dans le trafic, ce qui a permis de stabiliser le flux de circulation et de diminuer la consommation énergétique de près de 20%. Ces algorithmes ont ainsi contribué à une meilleure gestion du trafic et à une optimisation des performances des véhicules autonomes.

Dans [100], les auteurs ont développé une méthode d'optimisation des trajectoires, appelée PTO-GFC (Platoon Trajectory Optimization avec Gap Feedback Control), pour un groupe de CAV parcourant des intersections avec feux de signalisation. Cette méthode vise à réduire la consommation de carburant en optimisant les trajectoires des véhicules du peloton en fonction des signaux de circulation. Grâce à la communication V2V, les véhicules suivent la trajectoire du leader avec un décalage minimal, permettant ainsi de minimiser les arrêts et les accélérations/décélérations brusques, ce qui réduit à la fois la consommation de carburant et les temps de parcours. L'algorithme PTO-GFC, bien qu'efficace dans des conditions optimales, dépend fortement de la formation préalable de pelotons de véhicules parfaitement synchronisés, ce qui

n'est pas toujours le cas dans des environnements de trafic réels. De plus, l'absence de supervision continue des véhicules empêche d'adapter rapidement les stratégies lorsque des imprévus surviennent, tels que des changements soudains dans la densité du trafic [101]. Par ailleurs, la visibilité restreinte au sol et la dépendance exclusive à la communication V2V créent des zones d'ombre qui compliquent davantage une coordination efficace du trafic. Dans un même contexte, l'équipe de Sagar Akhegaonkar et al. [102] a travaillé à la fois sur la minimisation de la consommation énergétique et l'amélioration de la sécurité routière. Elle a mené une étude approfondie sur l'optimisation énergétique des véhicules, en particulier pour les véhicules électriques (EV), hybrides (Hybrid Electric Vehicle (HEV) et Plug-in Hybrid Electric Vehicle (PHEV)). Son approche se concentre sur l'intégration de stratégies d'écoconduite dans des systèmes de contrôle longitudinal en mettant en place un système de contrôle adaptatif de la vitesse (ACC) appelé Smart and Green ACC (SAGA), conçu pour réduire la consommation énergétique des véhicules tout en maximisant la récupération d'énergie. L'objectif principal de cette recherche était de développer des systèmes permettant de minimiser les dépenses énergétiques, notamment en adaptant les accélérations et décélérations en fonction des conditions de circulation et des capacités du véhicule, tout en optimisant la régénération d'énergie lors du freinage. Le modèle proposé est basé sur la programmation dynamique pour optimiser les profils d'accélération et de décélération, en fonction des caractéristiques de la chaîne de traction du véhicule et des conditions de trafic. Cette étude met en évidence l'efficacité de stratégies d'écoconduite telles que le freinage régénératif et le contrôle intelligent de la vitesse pour réduire significativement la consommation d'énergie, notamment en milieu urbain et sur autoroute. Néanmoins, parmi les limitations du système SAGA, on note qu'il s'applique uniquement aux véhicules électriques et hybrides. De plus, il repose sur une communication V2V, dont la sécurité et la fiabilité restent insuffisantes. Enfin, bien que SAGA se focalise principalement sur la sécurité et l'efficacité énergétique, le confort de conduite n'est pas une priorité dans sa conception.

1.2.4 Analyse Critique

D'après ce qui précède, les solutions actuelles de gestion du trafic, telles que les feux tricolores, les systèmes adaptatifs, les capteurs intelligents comme les caméras et les lidars, ainsi que les CAV, présentent certaines limitations. Les feux tricolores, bien qu'ils soient les plus utilisés dans le monde entier, ne s'adaptent pas efficacement aux variations en temps réel du flux de circulation. Leur fonctionnement statique, basé sur des durées de cycles prédéfinis, ne prend pas en compte les perturbations soudaines du trafic, entraînant ainsi des congestions et des retards fréquents. Quant aux systèmes adaptatifs de gestion du trafic, ils utilisent des capteurs intelligents pour ajuster les signaux en fonction des conditions de circulation, bien qu'améliorés, peinent souvent à réagir rapidement aux changements soudains et imprévus du trafic. Ils nécessitent une infrastructure de capteurs dense et coûteuse, et leur efficacité peut être

compromise par des pannes de capteurs ou des interférences de l'environnement. Les capteurs intelligents tels que les caméras et les lidars, malgré leur précision avancée, présentent des limitations dans des conditions météorologiques défavorables telles que la pluie, le brouillard ou la neige, qui peuvent affecter leur capacité à détecter correctement les obstacles et les mouvements. De plus, ces capteurs peuvent être obstrués par des éléments physiques tels que des bâtiments, des arbres ou d'autres véhicules, limitant ainsi leur champ de vision et leur efficacité globale. Bien que ces capteurs, intégrés sur les routes, jouent un rôle essentiel dans la collecte de données, leur utilisation seule reste insuffisante en raison de diverses limitations. En outre, une contrainte majeure est leur couverture limitée, particulièrement dans les zones urbaines très fréquentées. Ils ne peuvent collecter des données que dans leur zone de couverture spécifique. De plus, bien qu'ils puissent fournir des données sur le suivi et la vitesse des véhicules, ils ont souvent un intervalle de mesure fixe et une résolution temporelle limitée. Cela signifie qu'ils ne peuvent fournir qu'un instantané du trafic à un moment donné, sans fournir de données continues ou en temps réel. Par conséquent, ces capteurs utilisés pour la gestion du trafic routier ont des contraintes en termes d'informations en temps réel et spatiales, fournissant des informations restreintes basées sur l'occurrence d'événements. Les CAV, malgré les avancées technologiques, rencontrent encore des limitations dans leurs capacités de perception. Ces limitations posent des défis majeurs à relever, en particulier dans les environnements urbains complexes, où des obstructions visuelles telles que d'autres véhicules ou des barrières physiques peuvent restreindre le champ de vision des capteurs embarqués. Cette restriction rend difficile le maintien d'une navigation fiable et sécurisée. Les défis consistent alors à assurer un fonctionnement robuste des CAV, qui doivent non seulement être capables de détecter et d'éviter les obstacles, mais aussi de gérer des situations imprévues, tout en garantissant la sécurité des usagers, en minimisant les risques d'accidents dans des environnements où leur perception est compromise [103]. De plus, l'intégration insuffisante des CAV dans l'infrastructure urbaine actuelle ne permet pas encore de proposer une solution globale et harmonieuse aux problèmes de trafic. Par conséquent, il devient impératif d'adopter une solution qui n'est pas limitée par l'espace, capable de fournir des données en continu et de surmonter ces limitations, offrant ainsi une gestion du trafic plus efficace et réactive dans toutes les conditions. C'est réellement dans cette direction que se situent les travaux de cette thèse, qui seront présentés dans les chapitres suivants.

1.3 Avancées technologiques : Solutions de gestion de trafic à haute perception de l'environnement

Avec les avancées technologiques récentes, les drones se sont imposés comme une composante agile flexible de faible coût, offrant plusieurs avantages notables [104, 105]. Un UAV (Unmanned Aerial Vehicle), également connu sous le nom de drone aérien, est un aéronef sans

pilote à bord, contrôlé à distance ou de manière autonome à l'aide de logiciels embarqués et de capteurs. Les caractéristiques distinctives des UAV incluent leur capacité à couvrir de vastes zones géographiques, leur coût opérationnel relativement faible et leur capacité de perception avancée grâce à divers capteurs intégrés. Ces caractéristiques font des drones des outils précieux pour de nombreuses applications [106].

Les UAV sont utilisés dans une multitude de domaines, allant de la surveillance militaire à la surveillance environnementale, en passant par l'agriculture de précision, la cartographie topographique, la livraison de biens, et les services d'urgence [107]. Par conséquent, l'utilisation croissante des drones a un impact considérable dans divers domaines. Grâce à leur capacité à embarquer différents types de capteurs, les drones peuvent collecter des données précises et en temps réel, améliorant ainsi l'efficacité et la précision des missions dans lesquelles ils sont déployés. Leur flexibilité et leur capacité à opérer dans des environnements difficiles ou inaccessibles les rendent particulièrement utiles pour des tâches variées nécessitant une surveillance et une collecte de données continues et fiables [108]. Dans ce qui suit, nous présenterons l'application des drones dans divers champs d'application, en mettant l'accent sur leur utilisation dans les applications de gestion du trafic. Nous préciserons également quels capteurs sont utilisés sur les drones pour ces applications et finirons par aborder les contraintes associées à leur utilisation.

1.3.1 Recours aux drones pour la surveillance

Les drones sont de plus en plus intégrés dans les pratiques de l'agriculture de précision [109]. Grâce à des capteurs multispectraux et hyperspectraux, les drones peuvent surveiller les cultures à grande échelle, détectant des signes de maladies, de stress hydrique ou de carences nutritionnelles. Les images capturées par les drones permettent aux agriculteurs d'analyser la santé des plantes, d'identifier les zones nécessitant une intervention et d'appliquer des traitements ciblés, ce qui améliore l'efficacité des apports agricoles et réduit les coûts. Une étude de [110] montre que l'utilisation de petits systèmes aériens sans pilote en agriculture de précision peut augmenter l'efficacité et réduire les coûts de production grâce à une meilleure gestion des ressources.

Plus récemment, dans le contexte des nouvelles technologies, les chercheurs de [111] ont développé et évalué diverses technologies pour UAV (la fiabilité, la portée et la qualité du signal de communication) dans le contexte de l'agriculture de précision, en optimisant la transmission de données en temps réel entre les drones et les stations de contrôle au sol pour améliorer la gestion des cultures et la surveillance des ressources agricoles.

1.3.1.1 Surveillance Militaire

Dans le registre militaire, les drones ont amélioré les opérations de reconnaissance et de surveillance. Ils permettent de collecter des renseignements, de surveiller des zones hostiles et de mener des missions de ciblage avec une grande précision, sans mettre en danger le personnel humain [112, 113]. Les drones militaires, tels que les Predator et Reaper, sont équipés de caméras haute résolution, de capteurs infrarouges et de systèmes de communication avancés, leur permettant de fournir des images en temps réel et des données critiques aux commandants sur le terrain [114]. Selon [115], ces drones ont transformé la manière dont les opérations militaires sont conduites, offrant des capacités de surveillance persistante et réduisant les risques pour les soldats.

1.3.1.2 Surveillance Environnementale

Les drones sont également utilisés pour la surveillance environnementale, permettant le suivi des changements climatiques, la gestion des ressources naturelles et la surveillance des écosystèmes [116]. Par exemple, les drones peuvent être utilisés pour surveiller les forêts, détecter les feux de forêt, suivre la faune, et surveiller les zones protégées. Ils permettent de collecter des données détaillées sur les conditions environnementales et de réagir rapidement en cas de désastre naturel [117]. Les auteurs dans [118] soulignent l'importance des drones dans les applications civiles pour la surveillance, mettant en avant leur capacité à fournir des données précises et en temps réel pour la gestion de l'environnement.

1.3.1.3 Surveillance des Infrastructures

En génie civil, les drones sont utilisés pour inspecter les ponts, les lignes électriques, les pipelines, et les installations industrielles. Ils peuvent accéder à des zones difficiles d'accès et capturer des images haute résolution, permettant aux ingénieurs de détecter des fissures, des corrosions, et d'autres signes de détérioration [119]. Cette capacité de surveillance réduit les risques pour les travailleurs et permet des inspections plus fréquentes et détaillées. Selon une étude de [120], les drones offrent une solution efficace et économique pour l'inspection et la maintenance des infrastructures critiques.

En conclusion, les drones offrent des avantages significatifs dans la surveillance grâce à leur capacité à capturer des données en temps réel, à accéder à des zones difficiles d'accès, et à réduire les risques pour les humains. Leur utilisation continue de s'étendre et d'évoluer, offrant des possibilités innovantes dans divers domaines.

1.3.2 Intégration des drones dans la gestion du trafic routier

L'utilisation des drones s'étend également à la gestion du trafic routier. Grâce à leur rapidité de déploiement, leur accessibilité et leur champ de vision étendu, les drones offrent une bonne qualité de service, facilitant ainsi la tâche des agences de gestion du trafic. Plusieurs projets pertinents mettent en avant ces avantages. Un projet de surveillance du trafic routier par drones avait été conçu par le Laboratoire Central des Ponts et Chaussées (LCPC) [121] pour explorer de nouveaux moyens innovants permettant de télé-déporter les yeux d'un contrôleur ou d'un inspecteur. Le drone est considéré comme un support d'instrumentation, orienté vers des systèmes de vues et d'imageries embarquées. Salvo et al. [122] ont mentionné que les données collectées à partir de drones volant en milieu urbain peuvent être utilisées pour un large éventail d'applications, comme l'évaluation des conditions réelles de circulation dans les zones urbaines. Dans [123], les auteurs ont démontré comment la surveillance aérienne peut fournir des informations détaillées pour aider à la planification du trafic. L'équipe dans [124] a répertorié les systèmes basés sur des UAV pour la surveillance du trafic et les tendances de recherche dans ce domaine. Ces travaux ont mis en lumière des efforts considérables pour développer des systèmes basés sur des UAV pour la surveillance du trafic dans les universités et les centres de recherche, notamment en Californie, Ohio et Floride. Le projet "Airborne Traffic Surveillance Systems", initié en 2004 par l'Université de Floride, visait à surveiller les zones reculées et rurales de l'État de Floride, ainsi qu'à évaluer la faisabilité des systèmes de communication sans fil et la transmission des images vidéo du trafic [125]. Ce projet sert d'étude de cas pour l'utilisation des drones dans la télédétection et le transport multimodal. Le projet de l'Université de l'Ohio a été lancé par le consortium national sur la télédétection dans les transports (NCRST) [126]. L'UAV utilisé dans ce projet, utilisant la technologie BAT III fournie par la société MLB, peut transporter une charge utile de deux caméras vidéo et voler à une altitude de plus de 150 mètres avec une vitesse de 50 km/h. L'Université de Californie à Berkeley a également développé des systèmes de guidage intelligents pour les drones, destinés à la surveillance des conditions de circulation et à la collecte de données à partir de capteurs environnementaux [127]. L'objectif principal de ce projet était de développer des stratégies de planification de trajectoire pour un drone afin de suivre un véhicule terrestre. En 2016, l'équipe de [128] a développé une gestion du trafic sensible à la situation de sécurité en utilisant un UAV, capable de fournir des commandes de décision pour le routage ou les chemins les plus courts. La société française Aeromess a lancé un projet innovant nommé "Aero-Mess, la signalisation adaptative et optimisée" [129] pour améliorer la gestion du trafic routier. L'objectif principal est de créer une signalisation mobile capable de s'adapter en temps réel aux embouteillages fréquents et aux zones à fort trafic. Pour ce faire, l'idée d'utiliser des drones s'est imposée, permettant d'afficher des messages variables et instantanés pour guider les automobilistes sur le comportement à adopter en fonction de la situation. Le projet vise à utiliser des drones

de surveillance pour détecter les situations problématiques, comme les accidents sur les voies rapides. Ces drones sont associés à des drones de signalisation qui, grâce à un système de prise de décision, affichent les messages les plus pertinents sur un panneau LED suspendu sous eux. Toujours dans le cadre de la surveillance routière, [130] propose un système de détection et de classification de la densité du trafic en utilisant un UAV à voilure fixe, couplé à des algorithmes d'apprentissage profond basés sur l'architecture YOLO. Ce système permet de détecter et de classifier les véhicules en temps réel, facilitant ainsi l'analyse de la densité de la circulation. L'utilisation d'une caméra stabilisée sur le drone assure des images précises et stables malgré les mouvements, garantissant une analyse fiable pour la gestion du trafic. Cette stabilité est nécessaire pour garantir l'efficacité de la détection des véhicules et l'analyse de la densité du trafic, permettant ainsi des résultats fiables et exploitables pour la gestion du trafic routier.

Dans l'ère contemporaine, les UAVs jouent un rôle phare non seulement dans les tâches de surveillance, mais aussi dans divers aspects du développement des villes intelligentes [131]. Leur utilisation étendue est attribuée à une série d'avantages technologiques, tels que le contrôle intelligent de l'altitude et de la localisation, les capacités de couverture dynamique, ainsi que l'acquisition et l'analyse de données en temps réel. De plus, les UAVs possèdent des capacités avancées d'évitement des obstacles et peuvent surveiller des objets stationnaires et mobiles de tailles variées avec une précision accrue. Ces caractéristiques font des UAVs des outils indispensables pour la gestion et le développement efficaces des infrastructures urbaines, la logistique, la sécurité et la réponse aux urgences, contribuant ainsi à la transformation des villes en environnements intelligents et hautement connectés [132, 133, 134].

En effet, grâce à leur mobilité, les UAVs peuvent collecter des données haute résolution, qui peuvent ensuite être analysées en temps réel. Les résultats peuvent être affichés, imprimés, ou envoyés à un serveur central ou au cloud pour une analyse plus approfondie [135]. Par exemple, l'équipe de recherche de Elloumi dans [136] a proposé un système composé de multiples drones coopératifs pour couvrir un maximum de cibles et détecter un plus grand nombre d'événements pour la surveillance du trafic, les informations collectées étant analysées en temps réel. Cependant, bien que le système d'Elloumi et al. améliore la surveillance du trafic, il reste principalement axé sur une détection réactive des événements, tels que les congestions et les excès de vitesse, avec une collecte d'informations discrètes en fonction des points surveillés. Cette approche limite sa capacité à anticiper et prévenir les risques avant qu'ils ne se manifestent, ce qui reste important pour une gestion continue et proactive du trafic urbain. De plus, les auteurs de [137] ont proposé l'utilisation des UAVs pour la surveillance aérienne en mettant en place un schéma de navigation décentralisé permettant aux UAVs de détecter des blocages et de se regrouper dans la zone bloquée pour obtenir de meilleures vues des véhicules au sol. Ce schéma est établi à partir des informations lumineuses et des positions que les UAVs fournissent en temps réel. Ce système proposé se concentre uniquement sur la surveillance du

trafic en temps réel, sans offrir de solutions d'intervention proactive pour prévenir les incidents. Dans [138], l'équipe de recherche présente une stratégie innovante pour déléster et partager les tâches computationnelles entre les UAVs et les infrastructures au sol dans un scénario où les UAVs assistent dans la surveillance du trafic routier. L'approche proposée par cette équipe repose sur une infrastructure au sol pour assurer la communication et le partage des tâches computationnelles, ce qui peut nécessiter des investissements importants.

Contrairement aux travaux de [136, 137, 138], qui se concentrent principalement sur l'intervention réactive pour gérer le trafic, dans [139], les auteurs introduisent une approche proactive en utilisant des UAVs communicants pour non seulement détecter les incidents de manière précoce, mais aussi fournir aux équipes de secours la localisation précise de l'incident, facilitant ainsi une intervention rapide. Ce schéma proactif repose sur un mécanisme de routage robuste, optimisant l'efficacité de l'intervention. Toutefois, cette solution reste limitée à un cas d'utilisation spécifique lié aux interventions d'urgence, ce qui restreint son applicabilité dans des contextes plus généraux de gestion du trafic urbain.

D'autres problèmes liés au trafic ont été abordés grâce à l'utilisation des drones. Par exemple, les chercheurs de [140] ont utilisé des vidéos d'UAV pour mener une analyse de sécurité, en se concentrant sur les conflits piéton-véhicule à une intersection urbaine, en exploitant la perspective aérienne offerte par les UAVs. Une autre application impliquait l'évitement des collisions, comme illustré dans [141]. Ainsi, les UAVs offrent des avantages significatifs pour la collecte de données sur le trafic en fournissant une vue d'ensemble des routes et en capturant des métriques de trafic qui échappent aux techniques de surveillance conventionnelles [142].

Pour exploiter les données collectées par les UAVs et les transformer en ressources, il est nécessaire de développer de nouveaux algorithmes et cadres. De nombreux algorithmes existent dans le registre de la détection et de la surveillance du trafic à l'aide de capteurs de caméra dans les drones [143]. À titre d'exemple, le travail de [144], où les auteurs ont proposé un modèle réaliste pour simuler la communication entre les UAVs et les véhicules. Cette communication repose sur la diffusion de messages d'alerte dans des situations dangereuses. Une lacune de ce système est qu'il est uniquement réactif, ce qui signifie que les alertes ne sont émises qu'en manifestation d'une situation d'urgence. Cela montre que le système manque de proactivité et n'a pas la capacité d'anticiper les risques avant qu'ils ne deviennent critiques. Nous proposons un récapitulatif (1.1) des différentes études sur les systèmes de gestion du trafic par UAV, permettant de comparer leurs principales caractéristiques.

En conclusion, quoique les drones soient de plus en plus impliqués dans la gestion du trafic routier, leur potentiel en tant qu'outil de gestion de trafic n'est pas encore pleinement exploité. Leur utilisation reste souvent limitée à des situations spécifiques, comme l'envoi d'alertes en cas d'urgence, sans tirer parti de leurs capacités pour anticiper et prévenir les risques. Afin d'améliorer leur efficacité, il est nécessaire de développer des approches plus proactives qui

Études	Continuité spatiale	Proactivité du système	Continuité temporelle	Utilisation autre que la surveillance
Utomo et al. 2020 [130]	-	-	+	-
Sorin, 2003 [121]	+	-	+	-
Elloumi et al. 2018 [136], Alioua et al. 2020 [138], Huang et al. 2021 [137]	-	-	+	+
Reshma et al. 2016 [128], Oubatti et al. 2019 [139]	-	+	+	+
Hadiwardoyo et al. 2019 [144]	+	-	+	+

Table 1.1 – Classification des études de gestion du trafic routier par UAV selon des critères clés

optimisent leur rôle dans la surveillance, la gestion prédictive et la coordination du trafic en temps réel.

1.3.3 Capteurs implémentés dans les drones

La haute perception de l'environnement dont bénéficient les drones repose principalement sur des capteurs embarqués à bord qui offrent une vue d'ensemble détaillée sur une longue distance [145]. Citons l'exemple des caméras optiques haute résolution, qui, une fois implémentées dans le drone, permettent une capture d'images continue, essentielle pour surveiller le trafic routier et analyser la circulation de manière régulière [146], tandis que les capteurs infrarouges assurent la détection même dans des conditions de faible luminosité, comme la nuit [147]. Certains drones embarquent également des systèmes LiDAR [148], capables de créer des cartes 3D précises de l'environnement, améliorant ainsi la détection de la densité du trafic et des obstacles. Ces capteurs sont souvent couplés à des antennes GPS pour la géolocalisation précise des drones et des véhicules surveillés. Outre l'aspect de la vision claire nécessaire pour offrir au drone une vue détaillée du trafic, l'aspect de la communication drone-véhicule (U2V) revêt une importance non négligeable. Pour garantir une communication efficace entre les drones et les véhicules, il est important d'équiper les drones de certains capteurs et dispositifs spécifiques. Parmi ces composants, un Raspberry Pi peut servir d'interface de traitement, tandis que des antennes spécifiques sont utilisées pour établir une communication fiable, comme dans la bande

de fréquence 5 GHz [149]. Il est également notable de prendre en compte plusieurs paramètres pour optimiser la transmission des données, tels que l'altitude du drone, qui influence la portée de communication, ainsi que l'orientation des antennes et leur positionnement au dessus des véhicules.

Une étude menée par Hadiwardoyo et son équipe [150] a montré que la meilleure communication U2V était obtenue lorsque l'antenne du drone était positionnée verticalement et que celle du véhicule était située à l'extérieur. Cette étude montre aussi l'importance de la configuration précise des capteurs et des antennes pour garantir des communications robustes, notamment dans des environnements où les infrastructures sont limitées. Pour conclure, les capteurs embarqués jouent un rôle central en permettant aux drones une perception rigoureuse de l'environnement et en permettant une communication fluide avec les autres systèmes, tel que les véhicules. Cette double fonction – observer et communiquer – maximise leur efficacité dans la surveillance du trafic et l'envoi d'instructions en garantissant des interventions rapides et bien coordonnées. A cette double fonction, le chapitre 4 de la thèse permettra d'ajouter la troisième fonction de décision.

1.3.4 Contraintes d'introduction des drones

Peu de drones sont aujourd'hui autorisés à voler, et de nombreuses questions demeurent ouvertes avant qu'ils puissent être largement déployés. La réglementation des drones varie considérablement d'un pays à l'autre, à l'inverse des aéronefs, ce qui rend leur intégration complexe au niveau international [151]. En France, par exemple, les drones de plus de 800 grammes doivent être équipés d'un dispositif de signalement à distance pour transmettre des informations d'identification et de vol via un signal radioélectrique à des intervalles réguliers, une mesure entrée en vigueur en juin 2020 [152, 153]. Cette réglementation vise à garantir la sécurité et la surveillance dans l'espace aérien, notamment dans les zones urbaines denses.

En Tunisie, bien que la réglementation des drones soit encore en phase de développement, elle s'inspire des pratiques internationales pour encadrer l'usage des drones dans des secteurs clés, tels que l'agriculture de précision [154], la surveillance du trafic et la livraison de colis. L'un des défis principaux demeure dans l'harmonisation des règles et la gestion des risques associés aux drones dans les environnements urbains.

La fiabilité des transmissions de données entre les drones et les stations au sol est un autre aspect critique, avec des enjeux liés à la résistance aux perturbations radioélectriques et au brouillage. Bien que certaines réglementations, comme celles de la France, imposent des altitudes de vol maximales pour éviter les collisions, les initiatives récentes montrent que le potentiel d'usage des drones est prometteur, notamment pour la surveillance du trafic routier et la gestion de la circulation dans les villes intelligentes [155].

Cette hétérogénéité des réglementations à travers le monde, combinée aux défis techniques,

ouvre la voie à des recherches continues visant à maximiser l'efficacité et la sécurité des drones dans les systèmes de gestion du trafic.

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le problème de la sécurité routière, ainsi que les défis énergétiques, dans des pays comme la Tunisie et la France, qui continuent de développer leurs infrastructures avec une volonté claire d'amélioration. Nous avons exploré plusieurs méthodes de gestion du trafic issues de l'état de l'art, reposant sur l'utilisation de capteurs tels que les radars et les lidars, qui bien qu'efficaces pour atténuer certains aspects critiques, présentent des limitations notables. Celles-ci sont principalement liées au fait que l'information n'est pas toujours continue dans le temps, et restreinte dans l'espace, ce qui limite leur efficacité.

Dans le cadre des ITS, nous avons évoqué la technologie des véhicules autonomes, une solution largement étudiée dans les pays développés mais encore absente en Tunisie. Toutefois, même dans ces contextes avancés, la perception de l'environnement par les véhicules autonomes reste limitée, en particulier dans des environnements complexes. C'est pourquoi nous avons envisagé l'exploitation de drones comme solution alternative, grâce à leurs capacités de perception en temps réel et leur couverture étendue.

Cependant, l'introduction des drones dans la gestion du trafic n'est pas exempte de contraintes. Parmi celles-ci, on compte la réglementation aérienne, les coûts d'implémentation, ainsi que les défis liés à l'intégration de cette technologie dans des environnements urbains denses. Malgré ces défis, notre revue de l'état de l'art montre que ces drones, grâce à leurs capacités de collecte de données en continu et à leur flexibilité, pourraient constituer une solution viable pour renforcer la gestion du trafic. En effet, leur valeur ajoutée réside dans leur capacité à offrir une vision plus large et plus précise, permettant ainsi d'anticiper les comportements des véhicules et de réduire les risques d'accidents, tout en optimisant la consommation énergétique. Dans l'état de l'art, les drones sont essentiellement impliqués pour des tâches de surveillance et pour envoyer des alertes ciblées, généralement limitées à un seul objectif précis. Néanmoins, ils n'ont pas la capacité de prendre des décisions autonomes concernant le comportement de conduite, ni de communiquer des consignes adaptatives en fonction des situations.

La thèse s'inscrit précisément dans cette perspective : nous visons à faire recours à des drones capables non seulement d'envoyer des alertes, mais aussi d'élargir la portée de ces alertes en les rendant polyvalentes, de manière à répondre à diverses situations de danger ou de gestion du trafic. Cette flexibilité permettra aux drones de non seulement détecter et signaler un danger, mais aussi de proposer des instructions adaptées, tout en assurant une prise de décision autonome et optimisée en temps réel, selon le type d'assistance envisagé.

En prenant en compte les conditions spécifiques de la circulation en Tunisie, où une grande partie des véhicules est actuellement équipée d'un niveau d'automatisation allant jusqu'au SAE 2 [156], notre recherche se concentre principalement sur ces véhicules. Cependant, elle reste évolutive et adaptable à l'intégration future de technologies plus avancées, telles que les véhicules entièrement automatisés, au fur et à mesure de leur déploiement.

Chapitre 2 : Gestion des flux de circulation aux abords des intersections : Problématique et approche stratégique

L'introduction de ce chapitre vise à montrer le problème lié à la gestion du trafic à l'approche des intersections, un point critique du réseau routier où les risques d'embouteillage et d'accidents sont élevés en raison des multiples flux de véhicules convergeant vers une même zone. Dans ce contexte, il est essentiel de proposer des solutions efficaces pour garantir la sécurité des usagers tout en fluidifiant le trafic.

Nous exposons ici les défis spécifiques rencontrés à l'approche des intersections, tant sur le plan spatial que temporel, la problématique de la thèse et proposons une nouvelle stratégie de gestion adaptée. Cette stratégie reposera sur une approche innovante qui combinera une gestion optimisée des flux de circulation, tant dans l'espace (véhicules intervenants, environnement des véhicules, zones traversées) que dans le temps, dans un contexte de circulation urbain tunisien.

2.1 Identification des contraintes en approche d'intersection

L'objectif de cette section est de proposer une modélisation théorique du trafic en ligne droite et en courbure en particulier à l'approche d'une intersection.

Sur une ligne droite, deux scénarios peuvent être envisagés : soit un seul véhicule se déplace sur une route rectiligne et approche d'une intersection où il doit s'arrêter à un feu tricolore, un panneau stop ou pour céder le passage à un autre usager de la route, soit un flux de plusieurs véhicules converge vers cette même intersection.

Dans le second cas, le défi est double : il faut anticiper correctement l'arrêt de chaque véhicule et gérer l'interaction entre les différents véhicules pour éviter les collisions. Cela nécessite non seulement une coordination des actions de freinage, mais aussi une gestion rigoureuse des distances entre les véhicules et des priorités de passage afin de garantir un arrêt en toute sécurité pour chacun. L'intersection qui fera l'objet de cette section est une intersection à quatre branches avec un fort trafic piétonnier. La principale problématique ici est de s'assurer que le véhicule s'arrête correctement avant d'atteindre l'intersection, tout en tenant compte des diverses conditions routières.

Lorsque le véhicule s'approche d'une intersection, il doit faire face à plusieurs contraintes, tant du point de vue de la dynamique du véhicule que de l'ingénierie civile qui façonne l'infrastructure routière. Ces problèmes peuvent influencer la sécurité routière, le comportement du

conducteur ainsi que la fluidité du trafic. Parmi ces contraintes, nous citons :

- **Visibilité et conception de l'infrastructure** : La réglementation en génie civil impose certaines contraintes dans la conception des intersections, telles que les rayons de courbure maximaux, les diamètres de chaussée ou encore la disposition des panneaux de signalisation [157, 158]. Ces éléments influencent directement la visibilité et la sécurité des usagers. Par exemple, des obstacles naturels ou urbains (bâtiments, arbres, etc.) peuvent limiter le champ de vision du conducteur, rendant plus difficile l'anticipation des conditions de circulation. De même, des intersections présentant des angles fermés peuvent créer des angles morts, augmentant ainsi les risques de collisions si les véhicules venant des autres directions ne sont pas correctement visibles.
- **Qualité de la surface de la chaussée et conditions météorologiques** : La qualité du revêtement de la chaussée a une influence directe sur la distance de freinage d'un véhicule. Une surface de route usée, fissurée ou endommagée réduit considérablement l'adhérence des pneus. Dans des conditions météorologiques défavorables, telles que la pluie, la neige ou le verglas, la chaussée devient particulièrement glissante, entraînant une diminution du coefficient de friction. En effet, sous la pluie, le coefficient de friction entre les pneus et la chaussée peut diminuer de 0,7 à 0,4, ce qui augmente la distance de freinage de près de 50%. Quant à une surface verglacée, ce coefficient peut chuter jusqu'à 0,1, multipliant la distance de freinage par 10 par rapport à une surface sèche [159, 160]. Ces facteurs sont essentiels dans la conception des routes et des intersections, où les rayons de courbure, les pentes et les matériaux utilisés doivent être choisis avec soin pour garantir une adhérence optimale et limiter les risques d'accidents, notamment dans des conditions météorologiques difficiles. Selon les normes de génie civil, une chaussée correctement entretenue doit garantir une friction minimale, même sous des conditions climatiques adverses, afin d'assurer des distances de freinage sécuritaires.
- **Surcharge des infrastructures routières** : Les infrastructures routières sont souvent surchargées, notamment au niveau des intersections, où la convergence de véhicules provenant de différentes directions provoque des ralentissements notables et augmente le risque d'accidents. Par exemple, dans certaines zones urbaines, lorsque le flux de circulation dépasse 1500 véhicules par heure, l'infrastructure ne parvient plus à absorber efficacement le trafic, menant à des embouteillages. [161, 162].
- **Réaction du conducteur et distraction** : Le temps de réaction du conducteur joue un rôle crucial lorsqu'il s'agit de stopper un véhicule en toute sécurité, notamment à l'approche d'une intersection. Ce délai comprend à la fois la phase de perception et celle de réaction, qui est généralement estimée entre 1 et 1,5 seconde dans des conditions idéales. Cependant, divers facteurs peuvent influencer ce temps, tels que le niveau de vigilance du conducteur, les distractions potentielles (comme l'utilisation d'appareils

électroniques ou la fatigue) ainsi que les conditions météorologiques. Certaines réglementations en matière de sécurité routière, telles que celles établies par le Highway Capacity Manual (HCM) [163] ou les normes européennes, prennent en compte ce délai lors de la conception des infrastructures routières afin de garantir un freinage sécurisé. Une période prolongée d'inattention peut accroître ce temps de réaction, augmentant par conséquent le risque d'accident.

- **Non-respect du code de la route** : Le conducteur peut dépasser la limite de vitesse réglementaire sur une voie urbaine, ne pas maintenir une distance de sécurité adéquate avec le véhicule qui le précède ou ne pas respecter les règles de priorité. Ces infractions augmentent le risque d'accidents [164], en particulier à l'approche des intersections, où les conditions de circulation nécessitent une vigilance accrue et un respect strict des règles pour éviter les collisions et garantir la fluidité du trafic.

Afin d'éviter ces problèmes potentiels, le véhicule doit être capable de s'arrêter de manière sécurisée avant d'atteindre l'intersection, qu'il s'agisse d'un stop, d'un feu tricolore, de la présence d'un usager vulnérable ou de la rencontre d'un obstacle. Cela implique la prise en compte de plusieurs paramètres tels que la distance de freinage, la distance totale d'arrêt, le temps de perception-réaction et l'adhérence.

La distance de freinage $d_{c,b}$ est déterminée à partir de la dissipation de l'énergie cinétique du véhicule [44]¹. Par souci de simplicité, l'énergie potentielle n'est pas prise en compte induisant ainsi une pente nulle de la route. En effet, la pente compliquerait inutilement les équations, celle-ci peut être prise en compte aisément dans des applications pratiques. Par ailleurs, dans les études de sécurité liées au freinage, la résistance aérodynamique n'est, en général, pas considérée, car elle ajouterait une marge de sécurité dans des études nécessairement conservatrices.

Le freinage nécessite que le véhicule perde cette énergie cinétique progressivement au travers des forces de friction entre les pneus et la chaussée. Pour illustrer ces forces de friction, un schéma simple est présenté dans la Figure 2.1.

Le modèle de dissipation d'énergie cinétique est exprimé par l'équation suivante :

$$\int_0^{d_{c,b}} F dl = \frac{1}{2}mv_c^2 \quad (2.1)$$

où m est la masse du véhicule, v_c est la vitesse longitudinale du véhicule à la distance $d_{c,b}$ et F représente les forces de friction longitudinales réduites à la seule force du poids ramenée dans le plan transversal au contact pneu-chaussée (par la relation du frottement de Coulomb), définies par :

1. Dans la version finale du manuscrit, cette référence sera ajoutée dans la bibliographie après soutenance : Fricke, LB,1990, TRAFFIC ACCIDENT RECONSTRUCTION (VOLUME 2 OF THE TRAFFIC ACCIDENT INVESTIGATION MANUAL)

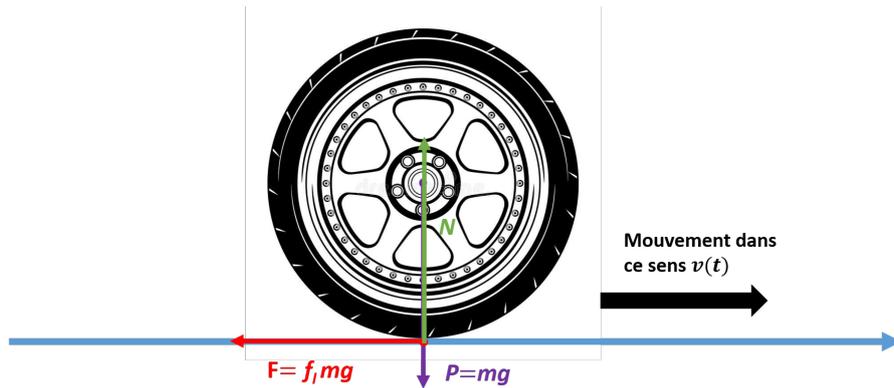


Figure 2.1 – Représentation des forces de friction entre les pneus et la chaussée

$$F = f_l m g \quad (2.2)$$

où f_l est le coefficient de friction de Coulomb au contact, sur route plane. Si l'on considère un coefficient de frottement moyen influençant la distance de freinage (indépendamment de la vitesse, c'est-à-dire en ne prenant pas en compte les forces de résistance au roulement ni la force aérodynamique, par exemple), la distance de freinage $d_{c,b}$ peut être déterminée à partir de la vitesse initiale v_c et du coefficient de friction f_l , en appliquant la deuxième loi de Newton et les équations du mouvement :

$$d_{c,b} = \frac{v_c^2}{2f_l g} \quad (2.3)$$

Cependant, pour une modélisation complète de l'arrêt du véhicule, il est nécessaire de prendre en compte la distance de perception-réaction $d_{c,p-r}$, qui est la distance parcourue par le véhicule pendant que le conducteur réagit au signal d'arrêt (panneau, feu rouge, etc.). Cette distance est donnée par :

$$d_{c,p-r} = v_c \cdot t_{p-r} \quad (2.4)$$

avec t_{p-r} , appelé temps de perception-réaction, qui correspond à la durée nécessaire pour qu'un conducteur perçoive un danger et initie une réponse.

La distance totale d'arrêt d_{total} est donc la somme de la distance de réaction $d_{c,p-r}$ et de la distance de freinage $d_{c,b}$:

$$d_{total} = d_{c,p-r} + d_{c,b} = v_c \cdot t_{p-r} + \frac{v_c^2}{2f_l g} \quad (2.5)$$

Ainsi, en tenant compte des conditions routières (via f_l) et des caractéristiques du véhicule, cette modélisation permet de déterminer précisément la distance à laquelle le véhicule doit

commencer à freiner pour s'arrêter de manière sécurisée avant l'intersection.

En situation de courbure, les défis sont encore plus importants en raison des forces latérales qui s'exercent sur le véhicule, augmentant ainsi les risques de dérapage, surtout lorsque le coefficient de friction, noté f_l est faible, comme c'est le cas sur une route mouillée. Le défi de la gestion des véhicules en courbure sous diverses conditions météorologiques réside dans le risque accru de perte de contrôle dû à la variation du coefficient de friction, qui affecte non seulement la distance de freinage, mais aussi la stabilité latérale du véhicule. La détermination du coefficient de friction f_l fait l'objet de nombreuses études, car il est influencé par plusieurs facteurs : la qualité du revêtement routier, les conditions météorologiques (humide, sec), ainsi que les types de véhicules et de pneus. Une grande partie de la littérature en génie civil et mécanique s'est penchée sur la question, cherchant à mesurer et à modéliser avec précision ce coefficient sous différentes conditions [165, 166, 167]. Parmi ces méthodes, on trouve des tests réalisés en laboratoire dans lesquels on mesure l'adhérence des pneus sur des surfaces spécifiques, ainsi que des tests sur le terrain dans lesquels des véhicules réels sont soumis à des conditions variées (routes humides, sèches, etc.). Dans la littérature, le travail de [168] combine des tests sur route avec des méthodes de simulation pour prédire la variation de f_l en fonction de l'état de la route et des conditions météorologiques, ainsi que pour déterminer précisément ce coefficient. Les tests ont été effectués dans le laboratoire Heudiasyc (UMR CNRS 6599) de l'Université de Technologie de Compiègne, en France. Les coefficients f_l fournis dans le Tableau 2.1 couvrent une gamme de vitesses spécifiques². Ces valeurs sont issues d'une série de tests approfondis effectués sous différentes conditions routières et météorologiques, garantissant une application pratique dans divers scénarios réels. Elles ont été déterminées à l'aide d'une combinaison d'expériences en laboratoire et de tests sur le terrain, prenant en compte des conditions de conduite telles que les surfaces de route différentes (bitume, béton, etc.) et les conditions météorologiques variées (sec, humide).

Ces données permettent d'avoir une base fiable pour ajuster la modélisation du freinage et la gestion des véhicules en courbure, en tenant compte des risques accrus que présentent des conditions météorologiques défavorables.

Table 2.1 – Valeurs de f_l en fonction de v_c

$v_c(km/h)$	40	60	80	100	120	140
f_l (Ligne sèche)	0.46	0.46	0.42	0.38	0.34	0.31
f_l (Ligne mouillée)	0.23	0.23	0.21	0.19	0.17	0.155
f_l (Courbe sèche)	0.37	0.37	0.34	0.30	0.27	0.25
f_l (Courbe mouillée)	0.19	0.19	0.17	0.15	0.14	0.13

2. Neji, Jamel, Le projet routier, Centre de publication universitaire, École Nationale d'Ingénieurs de Tunis, 2005. ISBN : 9973-51-547-1. Norme ICTARN

Les vitesses sélectionnées sont suffisantes pour plusieurs raisons :

- **Gamme représentative** : les vitesses choisies couvrent une large plage des vitesses typiques de conduite routière, allant des conditions urbaines (40-60 km/h) aux vitesses sur autoroute (100-140 km/h).
- **Points critiques de vitesse** : ceci inclut des vitesses plus basses (40-60 km/h) et plus élevées (100-140 km/h), couvrant ainsi des plages où la relation quadratique entre la vitesse et la distance de freinage, décrite par l'équation 2.1 de l'énergie cinétique, devient particulièrement marquée. À des vitesses élevées, même de petites variations de la vitesse ou du coefficient de friction peuvent entraîner des augmentations significatives de la distance de freinage, rendant le système plus sensible et moins prévisible. Cela permet de mieux comprendre comment les fluctuations du coefficient de friction f_l influencent les performances de freinage.
- **Pertinence pour la sécurité et la réglementation** : Les vitesses choisies sont en accord avec les limites de vitesse courantes et les réglementations dans de nombreuses régions, rendant les résultats de l'étude de [168] directement applicables aux évaluations réelles de la sécurité routière et à la conformité réglementaire.

Sur la base du 2.1, nous avons utilisé une approximation polynomiale pour établir la corrélation entre f_l et v_c pour ces quatre cas distincts (ligne sèche, ligne mouillée, courbe sèche, courbe mouillée). Les approximations polynomiales offrent une précision suffisante pour capturer les variations de f_l en fonction de la vitesse dans un cadre pratique. Des études de validation dans la littérature, telles que [168], soutiennent cette approche, démontrant que les modèles polynomiaux représentent efficacement la variation des coefficients de friction (Figure 2.2).

Nous avons ainsi obtenu les équations (2.6), (2.7), (2.8), et (2.9).

$$f_{l,\text{ligne sèche}} = 3e^{-7}(3.6v_c)^3 - 8e^{-5}(3.6v_c)^2 + 6e^{-3}(3.6v_c) + 3.381e^{-1} \quad (2.6)$$

$$f_{l,\text{ligne mouillée}} = 1.5e^{-7}(3.6v_c)^3 - 4e^{-5}(3.6v_c)^2 + 3e^{-3}(3.6v_c) + 1.69e^{-1} \quad (2.7)$$

$$f_{l,\text{courbe sèche}} = 3e^{-7}(3.6v_c)^3 - 9e^{-5}(3.6v_c)^2 + 6e^{-3}(3.6v_c) + 2.419e^{-1} \quad (2.8)$$

$$f_{l,\text{courbe mouillée}} = 2e^{-7}(3.6v_c)^3 - 4e^{-5}(3.6v_c)^2 + 2.8e^{-3}(3.6v_c) + 1.367e^{-1} \quad (2.9)$$

Nous avons décrit les paramètres essentiels influençant le processus de freinage à l'approche de l'intersection, aussi bien en ligne droite qu'en courbe, sous des conditions de route sèche ou mouillée, en formulant des expressions mathématiques telles que la distance de freinage et le coefficient de friction. Ces paramètres ont permis d'identifier et de comprendre quelques

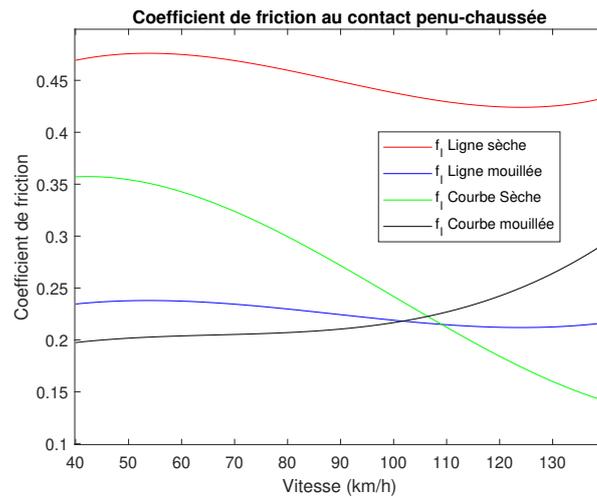


Figure 2.2 – Approximation polynomiale du coefficient de friction f_l en fonction de la vitesse.

contraintes auxquelles le véhicule est confronté à l'approche des intersections, telles que la perte d'adhérence et la variabilité de la distance de freinage, qui dépendent fortement de la forme et de l'état de la route. En partant de ces cas de figures, il est possible d'énoncer les défis spécifiques liés à la conduite sous différentes conditions, qu'il s'agisse de routes sèches, mouillées, droites ou courbes. Cela fera l'objet de la section suivante.

2.2 Axes d'amélioration au vu des solutions existantes

Dans le cadre de la sécurité routière, les statistiques montrent que le conducteur seul, sans l'assistance de systèmes embarqués, demeure une source majeure d'accidents. En effet, selon l'Organisation mondiale de la santé, plus de 90% des accidents de la route sont dus à des erreurs humaines. L'absence de ces technologies d'assistance et de surveillance limite la capacité de réaction face aux situations imprévues, entraînant une augmentation du risque d'accidents. Cette réalité met en évidence l'importance de technologies qui aident à corriger les erreurs humaines ou à prévenir des situations dangereuses.

Aussi, en considérant ce qui a été abordé dans l'état de l'art du chapitre 1, l'introduction des systèmes embarqués dans les véhicules, notamment les dispositifs d'aide à la conduite ADAS, a nettement amélioré la sécurité routière. Ces systèmes permettent de franchir une étape vers l'automatisation des véhicules, où l'intervention humaine est progressivement réduite au profit d'une meilleure gestion des risques. Toutefois, cette transition du véhicule automatisé vers le véhicule autonome pose des questions sur la robustesse de ces systèmes dans des environnements complexes.

Ces systèmes embarqués utilisent des capteurs tels que les radars, lidars et caméras pour

percevoir l'environnement. Bien que ces capteurs aient montré une grande efficacité dans des conditions standards, ils présentent certaines limitations. En particulier, la portée de détection des capteurs est parfois insuffisante, notamment dans les courbes, les zones à faible visibilité ou sous des conditions météorologiques défavorables. Ces lacunes compromettent la capacité du véhicule à anticiper des situations critiques dans des environnements complexes comme les intersections urbaines.

L'état de l'art met ainsi en lumière que, malgré les avancées technologiques significatives, il subsiste des insuffisances importantes dans la gestion sécurisée du trafic urbain. Bien que performants dans des conditions optimales, les systèmes embarqués sont limités par leur dépendance à une vue directe de l'environnement immédiat, peinant ainsi à fournir une couverture complète dans des zones complexes où la visibilité est réduite ou obstruée.

Face à ces limitations, une approche hybride, combinant les systèmes embarqués et les drones, pourrait représenter une avancée majeure. Les drones, avec leur capacité à surveiller l'environnement en temps réel et à grande échelle, complètent les systèmes embarqués en offrant une vue aérienne qui permet d'anticiper les risques avant qu'ils ne deviennent critiques. Cette approche hybride pourrait non seulement améliorer la sécurité routière, mais aussi rendre la gestion du trafic plus fluide, plus intelligente, et moins énergivore.

Ainsi, l'analyse des solutions actuelles révèle que des progrès ont été réalisés, mais que des défis subsistent pour atteindre une gestion optimale du trafic urbain. Ces constats mettent en lumière la nécessité de définir une nouvelle approche qui prenne en compte ces insuffisances, tout en ouvrant la voie à l'exploration de solutions innovantes.

2.3 Problématique de la thèse

À la suite de l'état de l'art proposé dans le chapitre 1 et les contraintes identifiées, la densification du trafic routier, en particulier dans les zones urbaines, ainsi que la présence d'usagers vulnérables comme les piétons et les cyclistes, créent des enjeux critiques en termes de sécurité et d'efficacité énergétique. À l'approche d'intersections, ces enjeux deviennent encore plus importants, avec un risque accru d'accidents et une surconsommation énergétique liée aux arrêts et redémarrages fréquents. Les systèmes de gestion actuels présentent certaines limitations pour répondre à ces objets de préoccupation.

Effectivement, pour répondre à ces enjeux, plusieurs verrous scientifiques, technologiques et méthodologiques doivent être levés :

— **Verrou scientifique ; Gestion simultanée de la sécurité et de l'efficacité énergétique :**

Concilier les objectifs de sécurité et d'efficacité énergétique représente un défi complexe.

En zones de circulation libre, la priorité est donnée à la réduction de la consommation

énergétique, où les véhicules peuvent adopter des vitesses modérées et économes, plutôt que de se concentrer sur des impératifs de sécurité sans pour autant négliger celle-ci. Cependant, à l'approche des intersections, la sécurité devient la priorité absolue, nécessitant une adaptation rapide des comportements de conduite pour éviter les collisions et respecter les distances de sécurité, surtout en présence d'usagers vulnérables. Lever ce verrou exige le développement d'algorithmes capables de s'adapter dynamiquement aux changements dans les conditions de circulation, en ajustant simultanément les priorités de sécurité et d'énergie en temps réel en fonction du contexte local.

- **Verrou scientifique et technologique ; Prise en compte des usagers vulnérables :** Les piétons, cyclistes et autres usagers vulnérables sont exposés à des risques accrus dans les environnements urbains, notamment à l'approche des intersections. Intégrer leur protection dans la gestion proactive du trafic requiert des approches sophistiquées de détection et d'anticipation en temps réel. La solution doit permettre d'identifier rapidement la présence d'usagers vulnérables et de déclencher des actions adaptées, telles que l'ajustement des vitesses ou l'arrêt des véhicules.
- **Verrou scientifique et technologique ; Surveillance et communication en temps réel :** Une gestion continue et proactive du trafic nécessite une surveillance dynamique des conditions de circulation. Il devient ainsi nécessaire de faire recours à une infrastructure mobile capable de surveiller de larges zones urbaines et de réagir en temps réel aux changements de densité de trafic ou aux interactions avec les usagers. Pour lever ce verrou, le recours aux drones semble être une solution. S'ajoute alors à cela l'obligation de garantir une communication instantanée et fiable entre les drones, les véhicules et l'infrastructure, permettant ainsi une prise de décision rapide et continue. Des solutions technologiques doivent être développées pour minimiser les latences et maximiser la robustesse de cette communication. Ce dernier point n'est pas traité dans la thèse.
- **Verrou méthodologique ; Transition fluide entre zones de circulation libre et zones d'interaction :** Lorsqu'ils passent de zones de circulation fluide à une zone proche d'une intersection, les véhicules doivent adapter leur comportement. Cette transition est délicate, car elle nécessite de passer d'une optimisation énergétique (vitesse constante, faible consommation énergétique) à une gestion axée sur la sécurité (ralentissements, arrêts). La gestion de cette transition doit être fluide et anticipée pour éviter des changements brusques de comportement pouvant générer des risques de collisions ou une surconsommation d'énergie. Pour lever ce verrou, il faut concevoir des modèles de contrôle permettant d'assurer une transition progressive et adaptée aux besoins locaux.
- **Verrou scientifique et méthodologique ; Anticipation proactive des comporte-**

ments de conduite : Pour maximiser la sécurité et l'efficacité énergétique, il est crucial d'anticiper en temps réel les comportements de conduite bien plus tôt qu'un simple capteur embarqué dans l'infrastructure routière ou dans les véhicules. Les systèmes actuels, souvent réactifs, ne permettent pas de prédire les ajustements nécessaires à temps. Lever ce verrou implique le développement d'algorithmes et de capteurs intelligents capables d'anticiper les dangers potentiels avant qu'ils ne deviennent critiques, permettant ainsi d'adapter le comportement des véhicules de manière fluide et proactive.

L'analyse de ces verrous révèle un enjeu central auquel cette thèse s'attache à répondre : comment parvenir à concilier les exigences de sécurité, d'efficacité énergétique, et la prise en compte des usagers vulnérables de la route dans un contexte urbain parfois complexe ? Ce problème est particulièrement prononcé à l'approche des intersections, où la confluence des flux de circulation et la présence d'usagers non motorisés amplifient les risques d'accidents et les inefficacités énergétiques.

Le problème étudié dans cette thèse repose alors sur la gestion, voire même l'optimisation, simultanée de la sécurité routière et de la consommation énergétique dans des environnements urbains dans divers scénarios. Il s'agit de développer une solution capable de réagir en temps réel aux dynamiques changeantes du trafic, tout en garantissant une transition fluide entre les zones de circulation libre, où la gestion énergétique est prioritaire, et les zones d'interaction dense, où la sécurité devient essentielle.

Ainsi, après avoir identifié la problématique centrale de la thèse, ce travail propose une approche innovante pour y répondre, intégrant une composante de type drone permettant de produire des informations continues dans l'espace et dans le temps. Contrairement aux drones traditionnels qui se cantonnent à la surveillance ou à la photographie ou l'envoi d'une simple alerte ponctuelle, le drone dans notre contexte est doté d'un niveau d'intelligence avancé, lui permettant de prendre des décisions autonomes.

En survol permanent en amont du carrefour, la mission principale de ce drone intelligent est d'informer les conducteurs ou de susciter des actions de leur part pour améliorer la sécurité et l'efficacité du trafic. Plus précisément, il sera capable de détecter et de signaler les conflits potentiels entre les véhicules en temps réel, et de fournir des instructions aux conducteurs pour éviter les arrêts inutiles, contribuant ainsi à un trafic plus fluide. Cette gestion dynamique vise non seulement à réduire les risques d'accidents, mais aussi à minimiser les temps d'arrêt, ce qui est nécessaire pour économiser du carburant et réduire les émissions de CO₂, répondant ainsi à des préoccupations écologiques et économiques.

De plus, la composante économique de l'énergie et la recherche d'innovation en génie civil sont au cœur de cette solution. L'utilisation du drone pour la gestion des carrefours permet une flexibilité et une adaptabilité supérieures aux méthodes traditionnelles. En conséquence, cette approche pourrait transformer la conception et la gestion des carrefours, en mettant l'accent

sur des infrastructures plus intelligentes et réactives, tout en considérant l'accueil de nouvelles formes de mobilité.

À l'issue de cette thèse, une analyse d'impact approfondie des bénéfices et des limitations de cette solution contribuera à formuler quelques recommandations concrètes aux acteurs du génie civil. Ces recommandations viseront à guider la conception et la mise en œuvre de nouveaux carrefours intelligents, intégrant des technologies avancées pour améliorer la sécurité routière et optimiser la fluidité du trafic, tout en étant économiquement et écologiquement responsables, en réponse aux défis DD et RS.

2.4 Proposition d'une stratégie pour la gestion des flux de circulation en approche d'intersection

2.4.1 Entités véhiculaires mises en interaction

Pour identifier les éléments intervéhiculaires intervenant dans cette étude, nous allons les classer selon différents types et niveaux de technologies impliqués dans la gestion du trafic à l'approche d'une intersection.

2.4.1.1 Véhicules terrestres

Dans notre étude, on prendra en compte deux types de véhicules terrestres classés selon leur niveau d'automatisation. Dans la suite, cette distinction sera prise en compte dans les algorithmes élaborés. Les niveaux sur l'échelle de la SAE (Society of Automotive Engineers) [156] sont représentés dans la Figure 2.3.

Véhicules SAE < 3 : Les véhicules classés en dessous du niveau 3 nécessitent une surveillance active du conducteur. Bien qu'ils incluent des systèmes d'assistance à la conduite, tels que le régulateur de vitesse adaptatif et l'assistance au maintien de voie, la responsabilité principale de la conduite incombe toujours à l'humain. Ces véhicules sont particulièrement courants dans des pays dotés d'infrastructures modestes, comme la Tunisie, où les avancées technologiques des infrastructures routières ne permettent pas encore une adoption massive des véhicules autonomes de niveaux supérieurs.

Véhicules SAE \geq 3 : Les véhicules classés au niveau 3 et au-dessus sur l'échelle SAE possèdent des capacités de conduite automatisées plus avancées. Le niveau 3 permet une conduite autonome conditionnelle où le véhicule peut gérer certaines situations sans intervention humaine, bien que le conducteur doive être prêt à reprendre le contrôle. Les niveaux 4 et 5 incluent

11. Voiture Autonome, *Les six niveaux de conduite autonome*, 2024, <https://www.voiture-autonome.net/6-niveaux-conduite-voitures-autonomes.html>, consulté le 10 septembre 2024.

Copyright © 2021 SAE International. The summary table may be freely copied and distributed AS-IS provided that SAE International is acknowledged as the source of the content.

	SAE LEVEL 0™	SAE LEVEL 1™	SAE LEVEL 2™	SAE LEVEL 3™	SAE LEVEL 4™	SAE LEVEL 5™
What does the human in the driver's seat have to do?	You are driving whenever these driver support features are engaged – even if your feet are off the pedals and you are not steering			You are not driving when these automated driving features are engaged – even if you are seated in "the driver's seat"		
	You must constantly supervise these support features; you must steer, brake or accelerate as needed to maintain safety			When the feature requests, you must drive	These automated driving features will not require you to take over driving	
Copyright © 2021 SAE International.						
	These are driver support features			These are automated driving features		
What do these features do?	These features are limited to providing warnings and momentary assistance	These features provide steering OR brake/acceleration support to the driver	These features provide steering AND brake/acceleration support to the driver	These features can drive the vehicle under limited conditions and will not operate unless all required conditions are met		This feature can drive the vehicle under all conditions
Example Features	<ul style="list-style-type: none"> • automatic emergency braking • blind spot warning • lane departure warning 	<ul style="list-style-type: none"> • lane centering OR • adaptive cruise control 	<ul style="list-style-type: none"> • lane centering AND • adaptive cruise control at the same time 	• traffic jam chauffeur	<ul style="list-style-type: none"> • local driverless taxi • pedals/steering wheel may or may not be installed 	• same as level 4, but feature can drive everywhere in all conditions

Figure 2.3 – Niveaux SAE d'automatisation du véhicule.¹⁰

des systèmes de conduite totalement autonomes où l'intervention humaine n'est pas nécessaire. La seule différence c'est que le niveau 4 permet une conduite autonome complète dans des zones ou conditions spécifiques, mais peut nécessiter une intervention humaine en dehors de ces limites. Le niveau 5, en revanche, est totalement autonome en toutes circonstances, sans aucune intervention humaine requise. Les véhicules automatisés du niveau 4 sont déployés dans des pays disposant de grandes infrastructures avancées. Des exemples de ces pays incluent les États-Unis, l'Allemagne et le Japon, où les investissements dans les technologies de transport et les réseaux routiers permettent une utilisation plus répandue des véhicules autonomes de niveau supérieur. Quant en France, ces véhicules sont encore peu déployés, se limitant principalement à des expérimentations dans des zones spécifiques.

2.4.1.2 Véhicules aériens : les drones

Dans notre étude, on considérera deux types de drones selon leurs altitudes par rapport au sol.

Drone Haute Altitude (HA) Les drones HA fournissent une vue d'ensemble plus large. Leur rôle principal est d'acquérir des informations sur le comportement de conduite des véhicules et d'identifier le type de comportement des conducteurs du véhicule.

Drone Basse Altitude (BA) Les drones opérant à BA sont utilisés pour gérer une mission plus délicate : la prise de décision concernant le comportement de conduite du conducteur. En réduisant l'altitude, la communication entre le drone et le véhicule devient plus efficace et plus rapide, ce qui rend le véhicule plus coopératif et plus réceptif aux consignes émises par le drone.

Ces entités véhiculaires sont essentielles pour comprendre et améliorer la gestion du trafic, en

particulier à l'approche des intersections, en combinant les capacités des véhicules terrestres et des drones pour une gestion plus intelligente et sécurisée du trafic, un réel système multi-agent.

2.4.2 Règles légales de la conduite

La conduite sécurisée repose sur le respect rigoureux du code de la route, notamment dans les environnements urbains où les risques de collision sont accrus. Parmi les principales règles, on se focalise dans la thèse sur :

Respect de la vitesse réglementaire : le respect des limites de vitesse est essentiel pour garantir la sécurité de tous les usagers de la route. En général, ces vitesses sont limitées à 50 km/h dans les zones résidentielles, mais elles peuvent être abaissées à 30 km/h dans certaines zones spécifiques comme autour des écoles ou dans des rues étroites. Ces limites peuvent également être réduites en fonction des conditions météorologiques défavorables (pluie, neige, etc.), où une vitesse plus faible réduira la distance de freinage. En tout état de cause, la vitesse d'un véhicule i doit rester inférieure à la limite maximale v_{max} imposée par la réglementation :

$$v_i(t) \leq v_{max} \quad (2.10)$$

Respect de la signalisation : Le respect des feux de circulation est primordial pour éviter les collisions et assurer une fluidité du trafic. En présence d'un feu rouge, tout véhicule doit s'arrêter avant la ligne d'arrêt et attendre le feu vert avant de poursuivre sa route. De même, lorsqu'un panneau Stop est présent, le conducteur doit marquer un arrêt complet et ne redémarrer qu'après avoir vérifié que la voie est libre. En ce qui concerne les passages piétons, les véhicules sont tenus de céder le passage aux piétons s'engageant sur la chaussée, et doivent s'arrêter avant le passage pour leur laisser la priorité.

2.4.3 Interprétation et organisation de l'espace de navigation du véhicule en approche d'une intersection

Une fois les entités véhiculaires identifiées et le code de la route rappelé, nous proposons de subdiviser l'espace de navigation du véhicule. Cette subdivision en zones continues permet une gestion plus fine et réactive du comportement des véhicules, en offrant une flexibilité pour adapter les priorités en fonction des caractéristiques de chaque zone. Cette approche présente plusieurs avantages stratégiques :

- **Intervention ciblée selon les priorités** : La subdivision en zones permet une gestion spécifique à chaque espace : en circulation libre, l'optimisation de l'énergie est prioritaire, tandis qu'à l'approche des intersections, la sécurité domine. Cela permet d'appliquer des règles de conduite adaptées à chaque situation.
- **Optimisation localisée au vu des objectifs** : Cette approche permet de moduler

les priorités : privilégier l'économie d'énergie dans les zones fluides, la sécurité dans les zones d'interaction, et d'équilibrer les deux lorsque cela est possible, évitant ainsi les conflits entre objectifs.

- **Continuité spatiale pour une transition fluide** : La continuité entre les zones permet d'ajuster progressivement les paramètres des véhicules, garantissant une régulation fluide du trafic, sans transitions abruptes.
- **Adaptation dynamique aux règles de chaque zone** : Chaque zone impose ses règles (vitesse, sécurité), ce qui permet une adaptation en temps réel aux changements et une intervention rapide en cas d'anomalie de conduite.

Et donc, la nouvelle stratégie met l'accent sur la continuité spatiale de notre approche, assurant une surveillance et une gestion fluide et cohérente du trafic. En segmentant l'espace de navigation en fonction des phases d'approche d'une intersection conformément à la conduite manuelle, nous pouvons provoquer des interventions ciblées et adaptées aux spécificités de chaque zone, en vue d'améliorer la sécurité et l'efficacité de la circulation.

L'approche de l'intersection est alors divisée en trois zones distinctes comme le montre la Figure 2.4, chacune avec des objectifs spécifiques. Dans la zone 3, la plus éloignée de l'intersection, à un rayon $d_{c,i}$ du centre de l'intersection, l'accent est mis sur l'amélioration de la sécurité routière grâce à la sécurisation du drone. La zone 2, éloignée du centre d'intersection d'un rayon $d_{c,t}$, vise à combiner plusieurs objectifs, notamment la sécurité, la fluidification du trafic, et l'économie d'énergie en amont de l'intersection. Enfin, dans la zone 1, de rayon $d_{c,b}$, la priorité absolue est accordée à la sécurité, assurant une protection maximale des usagers de la route.

On considère une intersection à quatre branches perpendiculaires, avec deux sens de circulation en voie unique. On se focalise, dans la thèse, uniquement sur la voie gauche de l'intersection, en particulier sur une file de véhicules se déplaçant de gauche à droite. Chaque zone Z_i (pour i allant de 1 à 3) est définie par un centre unique, situé au centre géométrique de l'intersection. Pour surveiller et gérer cette intersection, deux drones, HA et BA, interviennent. Ces drones sont équipés de capteurs embarqués comme des caméras, utiles dans les applications de surveillance et de gestion du trafic, en raison de leur capacité à capturer un champ de vision très large. Elles sont particulièrement adaptées pour les drones qui survolent des intersections complexes, car elles permettent d'observer une grande partie de l'environnement avec un seul appareil. Les drones sont aussi équipés d'un système d'intelligence basé sur des plateformes de calcul comme Raspberry Pi, permettant l'exécution d'algorithmes spécifiques (Identification du comportement, Calcul de vitesse adéquate) en temps réel grâce à son processeur ARM pour la gestion du trafic.

Le drone HA, agissant comme un agent contrôleur, est chargé de l'acquisition des données et de l'identification du comportement de conduite des véhicules. Il transmet ensuite ces

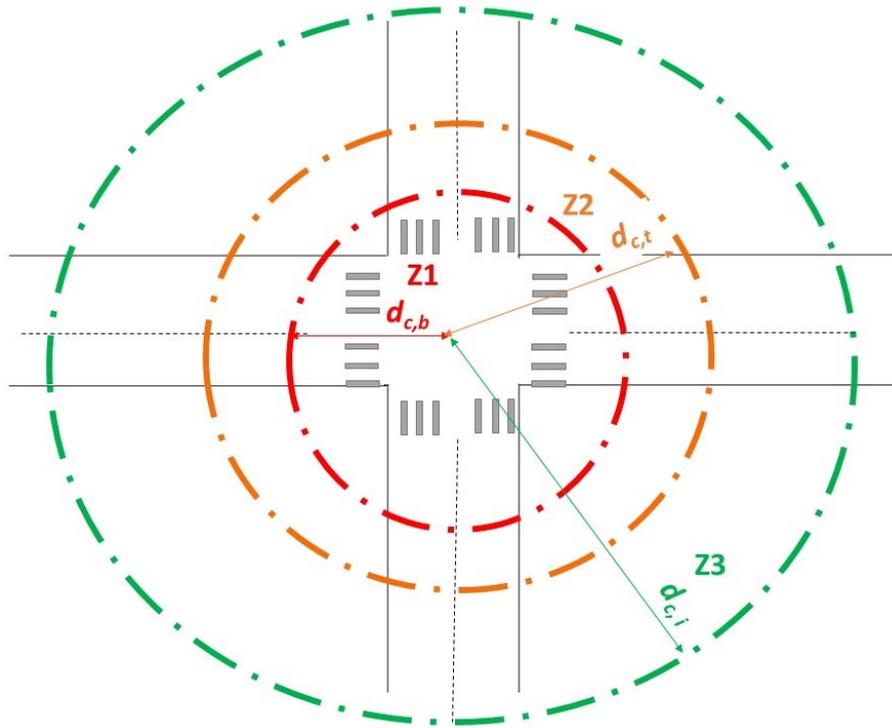


Figure 2.4 – Division de l'espace de navigation en zones

informations au drone BA. Le drone BA, agissant comme un agent centralisateur, analyse les données reçues concernant le comportement de conduite, prend les décisions appropriées en fonction des conditions de circulation, et renvoie ces instructions aux véhicules se trouvant dans son champ de vision.

Précisément, le champ de contrôle du drone HA s'étend sur 3 zones. le drone HA a comme rôle dans la zone Z3, d'acquérir le profil $(x_c(t), y_c(t), v_c(t), a_c(t))$ de chaque véhicule déterminant la position, la vitesse et l'accélération du véhicule au cours du temps afin d'identifier le profil de conduite. On note L la largeur d'un véhicule V_i , y sa position latérale actuelle, y_0 sa position latérale précédente et p_0 représente le seuil de pourcentage de temps au-delà duquel le confort du conducteur est considéré comme étant perdu. On présente dans le 2.2 des profils de conduite spécifiques.

Table 2.2 – Types de comportement de conduite

Comportement du conducteur	Type de comportement de conduite
$ y - y_0 > \frac{L}{2}$	Trajectoire déviée
$v_c(d_{c,t}) > v_{\max}$	Conduite imprudente
$a_c(d_{c,t}) > a_{\max}$	Conduite non vigilante
$a_c(d_c) > a_{\max}$ plus souvent que p_0 %	Conduite inconfortable

En zone Z2, le drone BA, doté d'un certain niveau d'intelligence défini, envoie aux véhicules terrestres ayant l'intention de traverser le carrefour, des ordres/consignes en fonction de leur

niveau d'automatisation. On suppose ici que le véhicule i communique son niveau d'automatisation au drone BA. Dans la zone $Z1$, plus proche de l'intersection, si le conducteur d'un véhicule non automatisé présente toujours un comportement anormal, le drone BA continue d'intervenir en envoyant soit une alerte à l'infrastructure pour une intervention appropriée, soit en prenant des décisions en continu afin d'arrêter le véhicule juste avant l'intersection. Les éléments véhiculaires intervenant dans la stratégie sont présentés dans la Figure 2.5.

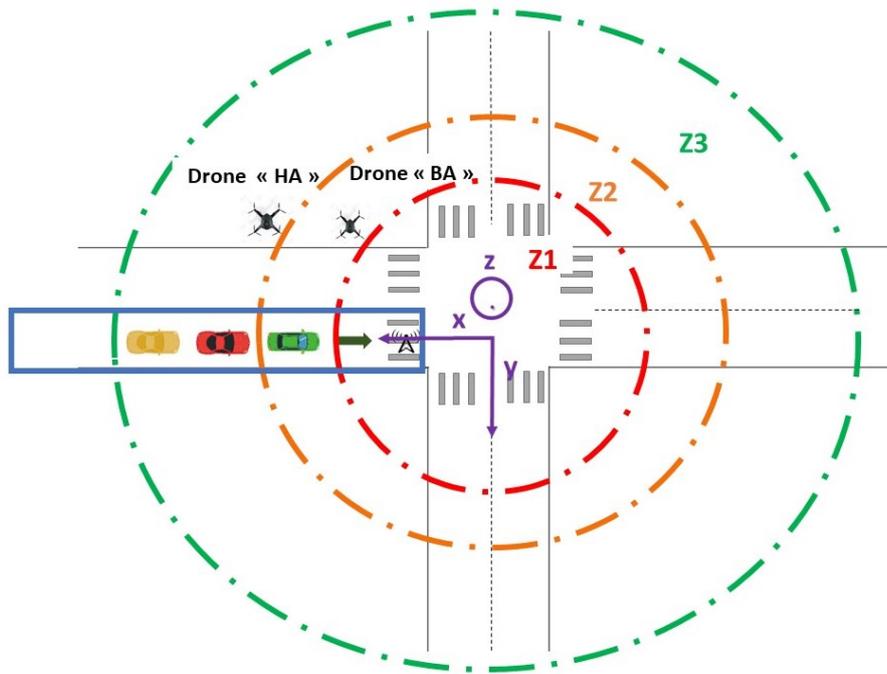


Figure 2.5 – Véhicules parcourant les zones

Le drone HA, est positionné de manière à ce que son champ de vision couvre toutes les zones. Il est placé à une altitude z_1 , à la latitude $y = 0$ et à la longitude x_1 (c'est-à-dire au milieu de $d_{c,i}$). Le second drone BA, est placé à une altitude z_2 , à la latitude $y = 0$ et à la longitude x_2 (au milieu de $d_{c,t}$). Son champ de vision couvre la zone $Z2$ et la zone $Z1$.

2.4.4 Continuité temporelle versus continuité spatiale

Notre stratégie se caractérise non seulement par une continuité spatiale en ayant une information sur la dynamique des véhicule dès leur entrée en zone $Z3$ et jusqu'au franchissement de l'intersection en zone $Z1$, mais aussi d'une continuité temporelle. En effet, cette continuité est assurée par la communication U2U (UAV to UAV), permettant une surveillance et une gestion du trafic en temps réel. Le drone HA, agissant en tant qu'agent contrôleur, est responsable de l'acquisition des données et de l'identification du comportement des véhicules. Il transmet ensuite ces informations au drone BA, qui, en tant qu'agent centralisateur, analyse les données reçues, prend les décisions appropriées et les renvoie aux véhicules dans son champ de vision. Cette communication directe et instantanée entre les drones permet d'assurer une réactivité

immédiate aux changements de l'environnement (Zones également) de l'intersection. Grâce à cette interconnexion, les drones peuvent évaluer en continu le comportement des véhicules, détecter la présence des usagers vulnérables, et fournir des décisions en temps réel, qu'il s'agisse d'ajuster la vitesse des véhicules ou de les arrêter avant l'intersection. Cette approche garantit ainsi une gestion fluide et continue, renforçant l'efficacité et la sécurité du trafic.

2.4.5 Modélisation de l'environnement du véhicule

Maintenant que nous avons défini la stratégie proposée spatiale et temporelle, nous allons passer à la modélisation de l'environnement du véhicule. Cette modélisation repose sur la prise en compte d'autres véhicules terrestres dans l'entourage d'un véhicule donné, de véhicules aériens, des éléments d'infrastructure et des règles de circulation citées précédemment.

2.4.5.1 Distance de Sécurité entre véhicules terrestres

La figure 2.6 présente des définitions essentielles concernant la distance de sécurité entre véhicules, où V_{i+1} désigne le véhicule suiveur et V_i est le véhicule suivi.

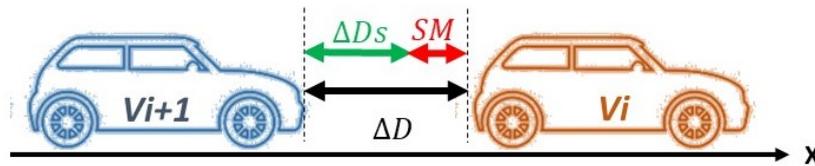


Figure 2.6 – Notations pour le suivi de véhicule

La distance séparant les deux véhicules est notée δD , tandis que la distance de sécurité, notée ΔD_s , est indispensable pour éviter toute collision en cas de freinage brusque ou d'arrêt d'urgence. La marge de sécurité (SM) est définie par la différence entre l'interdistance δD et la distance de sécurité δD_s , donnée par :

$$SM = \delta D - \delta D_s \quad (2.11)$$

Tant que cette marge est positive, il n'y a pas de risque de collision. Dans cette étude, nous adoptons la définition de La distance inter-véhiculaire sécuritaire issue du Code de la route français, formulée comme suit :

$$\delta D_s = h \times v_{i+1} + l \quad (2.12)$$

où l représente la distance résiduelle entre tous deux véhicules à l'arrêt, h , fixé à 2 secondes (conformément à la législation française : article R412-12, modifié par le décret n°2003-293 du

31 mars 2003), correspond au temps inter-véhiculaire minimal pour la sécurité, et v_{i+1} désigne la vitesse du véhicule suiveur V_{i+1} .

Il est essentiel de noter que l'objectif de cette étude n'est pas simplement de maintenir une distance de sécurité constante entre V_i et V_{i+1} . Nous visons plutôt à éviter les situations d'insécurité, c'est-à-dire à empêcher que la marge de sécurité devienne négative, sans chercher à maintenir cette marge proche de zéro. L'objectif reste bel et bien de s'assurer que le système prévient les risques de collision en conservant une marge de sécurité suffisante.

2.4.5.2 Champ de vision des drones

Comme évoqué plus haut dans ce manuscrit, nous utilisons deux drones pour la surveillance, l'analyse et la décision sur le comportement de conduite du conducteur. Le drone HA a pour mission principale l'acquisition de données globales sur le véhicule V_i dans la zone Z3. Son rôle consiste à surveiller les mouvements du véhicule et à collecter des informations afin d'identifier les caractéristiques de conduite en amont de la zone Z2. Le drone BA, quant à lui, est responsable de l'analyse et de la prise de décision concernant le comportement de conduite du véhicule V_i dès son entrée en zone Z2. En étant plus proche du sol, ce drone couvre une section plus précise en terme de cône d'ouverture et joue un rôle fondamental dans l'évaluation des manœuvres du véhicule.

Chaque drone est caractérisé par des paramètres spécifiques qui lui permettent de remplir efficacement sa mission. Ces paramètres incluent :

- **Champ de vision de la caméra embarquée dans le drone (θ_j)** : Le champ de vision de la caméra est important pour définir la portée visuelle du drone. L'angle d'ouverture θ_j , avec $j = \{BA, HA\}$, est choisi pour assurer une couverture étendue de la zone surveillée sans pour autant nécessiter de mouvements du drone.
- **Altitude du drone (H_{drone_j})** : Le drone opère à une altitude désignée par H_{drone_j} , ce qui permet une surveillance efficace tout en maintenant une résolution d'image adéquate pour l'analyse du trafic. Cette résolution peut être renseignée par un expert en traitement d'image.
- **Longueur de couverture** : La longueur de la zone couverte L_{C_j} par le drone est calculée comme suit :

$$L_{C_j} = 2H_{\text{drone}_j} \tan\left(\frac{\theta_j}{2}\right) \quad (2.13)$$

fournissant une estimation de la distance maximale couverte par la caméra à partir de sa position.

- **Vue maximale** Le nombre maximal N_{max} de véhicules V_i pouvant être compris dans la zone de couverture de longueur L_{C_j} tous à l'arrêt est calculé dans (2.14) :

$$N_{\max} = \text{floor} \left(\frac{L_{-}C_j}{L_{\text{VEH}} + l} \right) \quad (2.14)$$

où L_{VEH} est la longueur moyenne d'un véhicule V_i .

Les paramètres caractéristiques de chaque drone sont illustrés dans la Figure 2.7.

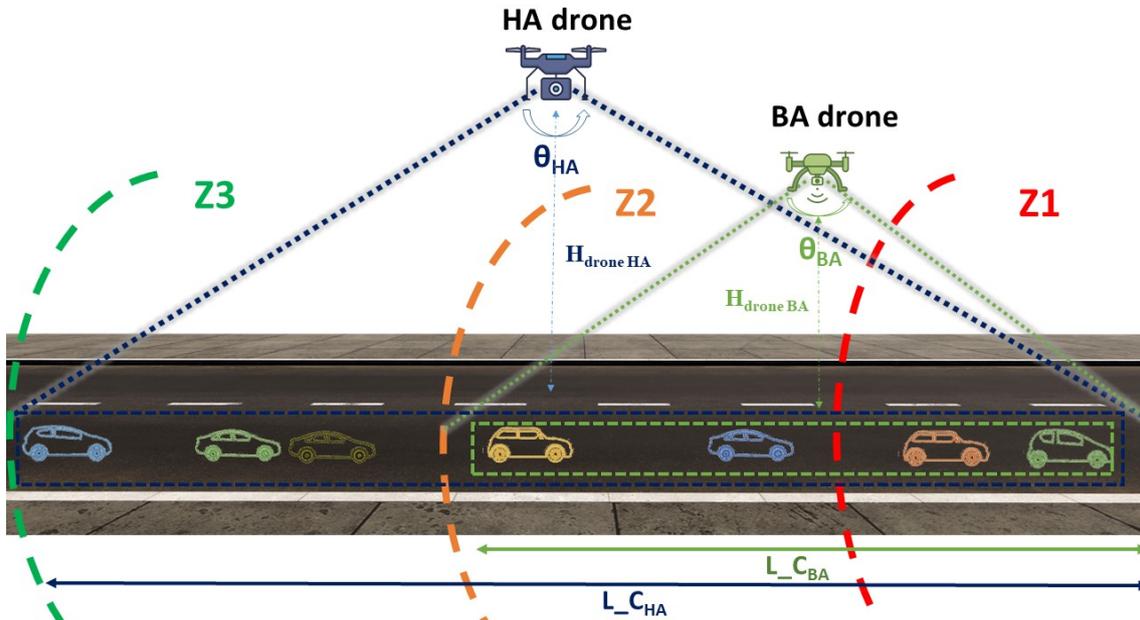


Figure 2.7 - Vue longitudinale de la voie étudiée : Champ de vision des drones

Dans la suite, en combinant judicieusement les paramètres de chaque drone, il devient possible d'assurer une acquisition continue des données à la fois dans le temps et dans l'espace. Le drone HA opérant dans la zone 3, grâce à ses capacités de surveillance étendue, peut anticiper le comportement des véhicules bien avant leur arrivée à l'intersection, permettant ainsi une détection proactive. Cette acquisition en continu permet au drone BA dans la zone 2 d'optimiser la gestion en temps réel et de prendre des décisions précises, en vue de garantir une gestion fluide des flux de circulation et une réponse adaptée aux changements dynamiques du trafic. Cette synergie assure une anticipation des comportements, renforçant la sécurité et l'efficacité de la gestion du trafic.

2.4.6 Synthèse de la stratégie et Organigramme des décisions

Dans la continuité des sections précédentes, nous définissons une stratégie qui intègre plusieurs éléments clés liés à l'environnement de conduite. Cette approche s'étend sur les trois zones définies, assurant une continuité complète depuis l'acquisition initiale des données en Z3, jusqu'à la prise de décision en Z2, pour finalement continuer à communiquer une décision et/ou gérer les situations critiques et exceptionnelles en Z1. On prend en compte les aspects légaux selon le code de la route, les paramètres intervéhiculaires, tels que la distance et la marge

de sécurité, ainsi que des facteurs externes comme la géométrie de la route et les conditions météorologiques. Ces données sont essentielles pour garantir une gestion sécurisée et adaptée des véhicules en interaction. Le drone joue un rôle central dans cette stratégie. Équipé d'une caméra embarquée, il est capable d'acquérir des informations en continu, aussi bien dans l'espace que dans le temps. Ce système de surveillance offre ainsi un vaste champ de vision et intègre des données comme les conditions routières (virages, inclinaisons) et les informations météorologiques (pluie, brouillard, etc.). Ces informations sont traitées en temps réel grâce à un système de calcul intelligent embarqué. Dans la thèse on suppose que le drone est muni d'un niveau d'intelligence qui le rend capable d'assurer l'analyse rapide et précise des données. Grâce à sa capacité de perception continue, le drone analyse les informations recueillies et produit une décision informative en fonction des situations détectées (dangers potentiels, distances critiques entre véhicules, etc.). Cette décision est ensuite transmise au conducteur du véhicule, dans le cadre d'un système de conduite coopérative, où les véhicules sont équipés pour recevoir ces instructions en temps réel. Le processus de réception des alertes sera détaillé au chapitre 3. Le conducteur, s'il est coopératif, ajuste alors sa conduite en conséquence, optimisant ainsi la sécurité et la fluidité du trafic. Le caractère optimal sera exposé au chapitre 4. Cette approche permet d'anticiper les risques liés à l'interaction entre les véhicules, en tenant compte de paramètres environnementaux et de données dynamiques.

Après avoir synthétisé la stratégie développée, il est pertinent de la mettre en place à travers un organigramme général. Cet organigramme décrit les étapes principales du processus. Tout d'abord, le drone HA, couvrant l'ensemble des zones, détecte un véhicule dans la zone 3 et acquiert des informations liés à sa conduite (sa position dans l'espace, sa vitesse et son accélération) afin d'identifier le comportement de conduite du conducteur. Ces données sont ensuite transmises, en amont de la zone 2, au drone BA, qui couvre à la fois les zones 1 et 2. Le drone BA analyse alors les informations reçues et réagit dès l'entrée du véhicule en zone 2 en fonction du niveau d'automatisation de ce dernier : pour un véhicule non automatisé, le drone envoie une alerte ciblée au conducteur, lui indiquant comment corriger sa conduite. En revanche, si le véhicule est automatisé, il communique des instructions spécifiques, telles qu'une vitesse consigne. Si le véhicule présente toujours un comportement anormal à l'entrée de la zone 1, le drone BA continue à envoyer des instructions aux véhicules automatisés afin de les arrêter à l'intersection, que ce soit pour respecter un feu rouge, un stop, ou pour céder le passage à un piéton ou à un véhicule ayant une priorité de passage. Pour les véhicules non automatisés, le drone BA informe l'infrastructure afin qu'elle intervienne en temps opportun. L'organigramme est présenté dans la Figure 2.8.

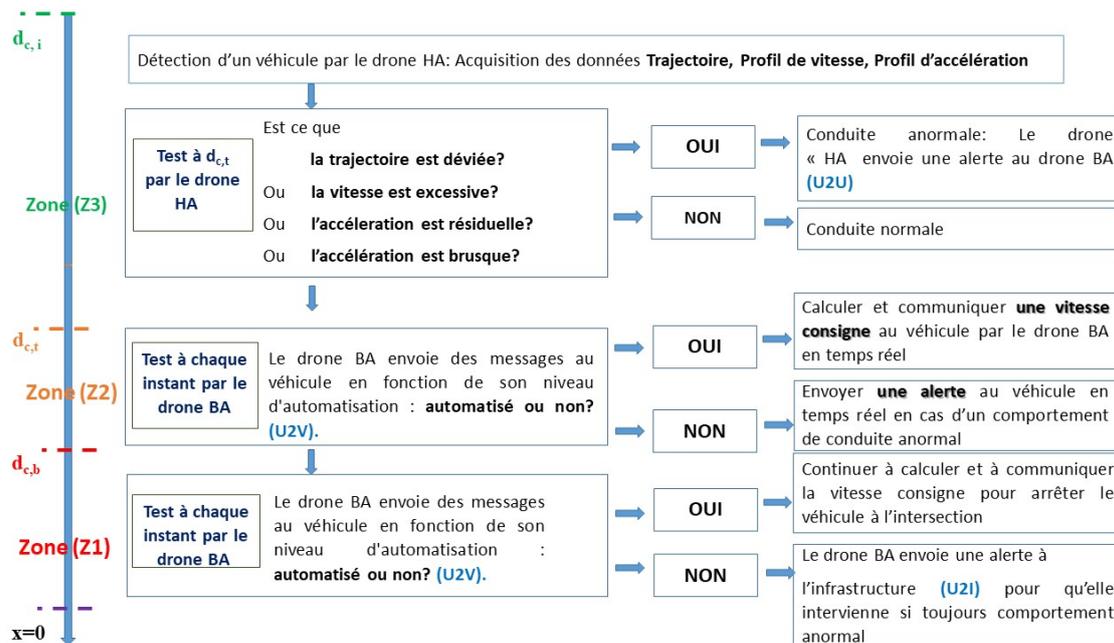


Figure 2.8 – Organigramme général de l'approche proposée dans la thèse

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons modélisé le trafic à la fois en ligne droite et en courbure, sur des chaussées sèches et mouillées, dans le but d'identifier les contraintes auxquelles un conducteur est confronté, particulièrement à l'approche d'une intersection. Les défis rencontrés dans ces conditions sont multiples, allant de la gestion de la vitesse et de la distance de freinage à l'adaptation du comportement face aux conditions de la route, qu'il s'agisse de l'état de la chaussée ou de la forme de la route (droite ou courbe). Ces analyses ont mis en évidence des problématiques liées non seulement à la sécurité routière, mais également à la consommation d'énergie des véhicules dans des environnements complexes.

Nous avons ensuite identifié et énoncé les verrous scientifiques, technologiques, et méthodologiques à lever pour répondre aux objectifs de sécurité et d'efficacité énergétique. Parmi ces verrous, l'anticipation des comportements des véhicules, la prise en compte des usagers vulnérables, et la transition fluide entre zones de circulation libre et zones d'interaction (comme les intersections) sont apparus comme les plus critiques. Ces défis nécessitent des solutions qui permettent une adaptation en temps réel aux conditions changeantes de la route et de la circulation.

Pour répondre à ces enjeux, nous avons proposé une stratégie intégrant la continuité spatiale et temporelle, basée sur une gestion dynamique des zones de circulation, avec une attention particulière aux éléments véhiculaires intervenants tels que les drones HA et BA. Le drone HA acquiert des informations sur la conduite des véhicules dans les zones définies, tandis que le drone

BA, situé en amont des zones critiques, analyse ces données et communique des instructions adaptées aux véhicules terrestres. Cette architecture permet une gestion proactive du trafic, en offrant des solutions rapides et efficaces aux situations critiques, comme les freinages brusques ou les risques de collision.

Dans les chapitres suivants, nous mettrons en œuvre cette stratégie sur divers scénarios à l'approche d'une intersection, pour évaluer son efficacité dans des conditions variées. L'objectif est alors de démontrer comment notre approche, centrée sur l'utilisation de drones, permet d'améliorer simultanément la sécurité et l'efficacité énergétique des véhicules. Nous évaluerons ainsi le potentiel de cette solution pour répondre aux objectifs de la thèse, tout en offrant des pistes d'amélioration concrètes pour la gestion du trafic urbain, notamment dans des environnements complexes où la présence d'usagers vulnérables accentue les risques.

Chapitre 3 : Système d'alerte par drone en abord d'intersection

Dans ce chapitre, nous mettons en œuvre la stratégie développée dans la section 2.4 à travers des scénarios spécifiques, en particulier à l'approche d'une intersection. Ce chapitre se concentre sur la mise en place d'un système d'alerte par drone, en vue de prévenir les situations dangereuses. Nous débutons par une explication de l'utilité du recours au système d'alertes par drone, en lien direct avec la problématique de la thèse. Nous poursuivrons par analyser et évaluer l'impact de cette alerte principalement sur la sécurité routière, en explorant les améliorations potentielles en matière de réduction des collisions et de fluidité du trafic. Cette étude permet ainsi de démontrer l'efficacité de cette approche par drone à perception étendue dans des contextes réalistes et d'examiner ses contributions tangibles à la gestion sécurisée des flux de véhicules.

3.1 Intérêt du système d'alerte par drone dans le contexte de la thèse

Dans le chapitre 2, nous avons abordé la problématique liée aux défis de la gestion simultanée de la sécurité et de l'efficacité énergétique dans un environnement urbain complexe, notamment à l'approche des intersections. Nous avons conclu que le recours aux drones représente une solution prometteuse pour relever ces défis, après le constat de la littérature fait au chapitre 1.

Aussi, dans l'étude réalisée dans le chapitre 1, nous avons aussi évoqué l'utilisation des systèmes d'alertes dans différentes approches, notamment à travers les technologies des réseaux sociaux [83], les bases de données pour la gestion du trafic, les systèmes ADAS pour améliorer la sécurité des conducteurs [88, 89], et même les drones pour surveiller les zones critiques [144]. Ces recherches ont souligné le potentiel des systèmes d'alerte, particulièrement efficaces pour réagir aux urgences et réduire les risques immédiats. Cependant, malgré ces avancées, certaines lacunes persistent. Par exemple, ces solutions restent réactives, intervenant uniquement après la détection d'un événement critique. Ces systèmes, bien qu'efficaces dans des scénarios d'urgence, manquent de la capacité d'anticipation proactive comme dans [88]. Même des systèmes avancés d'alerte en temps réel, tels que ceux proposés par [144], qui analysent des données en continu, se concentrent davantage sur des réponses post-incident. De plus, les systèmes ADAS, comme ceux étudiés par [89], bien qu'utilisant des capteurs sophistiqués, restent limités par la portée de ces capteurs et leur capacité à anticiper des dangers dans des environnements complexes tels que les intersections ou les courbes. Ces limitations révèlent un besoin de développer des systèmes d'alerte plus anticipatifs, capables de détecter les comportements dangereux bien avant

qu'ils ne deviennent critiques, et ce, en s'appuyant sur une analyse continue et des technologies de prédiction avancées. Ce travail de thèse vise à combler ces limitations en développant un système d'alerte plus avancé, capable de prévenir les risques bien avant qu'ils ne deviennent dangereux, grâce à une analyse en temps réel et une couverture plus large. C'est pour cela que nous proposons ici un système d'alertes par drone qui permet de répondre à ces enjeux en offrant une solution proactive de gestion du trafic. On définit l'alerte dans ce contexte comme étant un message émis par le drone à destination du conducteur d'un véhicule, visant à l'informer sur la nature de sa conduite. Par exemple, le drone peut signaler au conducteur s'il roule à une vitesse excessive. En réponse à cette alerte, le conducteur ajuste son comportement en temps réel. Ce système d'alerte permet ainsi de corriger des actions qui pourraient compromettre la sécurité ou entraîner une surconsommation d'énergie, avant que la situation ne devienne dangereuse et avant même que le conducteur n'en prenne conscience. Le drone, muni de capteurs embarqués, survole l'intersection et observe en temps réel l'environnement dans la zone qu'il couvre. Lorsqu'il détecte une situation nécessitant une adaptation de la conduite (anomalie de conduite, présence de piétons, situation d'insécurité entre deux véhicules), l'alerte est instantanément transmise au conducteur pour qu'il puisse réagir à temps. Ce système d'alerte permet de lever plusieurs verrous identifiés dans la problématique. Tout d'abord, il contribue à la gestion simultanée de la sécurité et de l'efficacité énergétique, en donnant au conducteur une information précise pour ajuster son comportement de conduite et alors, d'éviter des comportements risqués voire même énergivores parfois, même si ce dernier aspect n'a pas vocation à être un critère principal dans le développement du système d'alerte.

Ensuite, le système d'alerte par drone est prioritairement destiné à résoudre le problème d'anticipation des comportements des véhicules, couplée à une alerte en temps réel. Grâce à sa capacité de perception étendue, le système offre une vision globale et instantanée des situations aux abords des intersections, là où les capteurs embarqués montrent leurs limites en termes de portée et de réactivité, permettant ainsi d'agir avant que les situations critiques ne se présentent. De plus, le système d'alerte prend en compte la présence des usagers vulnérables dans les zones de traversées de l'intersection, tels que les piétons et les cyclistes, en informant le conducteur des risques afin qu'il puisse ajuster son comportement à temps et éviter ainsi tout risque de collision ou de mise en danger des usagers vulnérables. Finalement, dans notre contexte, l'alerte délivre des informations essentielles sur les objectifs sécuritaires, tels que l'évitement des collisions, tout en fournissant, quand cela est possible, des messages sur la consommation énergétique des véhicules en circulation. Cette solution d'anticipation permet ainsi d'assurer une gestion plus fluide, plus sécurisée et plus économe du trafic, répondant directement aux besoins exprimés dans la problématique étudiée.

3.2 Impact de l'alerte sur la sécurité routière en approche des zones de traversée

Comme discuté dans l'état de l'art dans le chapitre 1, malgré les efforts des politiques de sécurité routière pour atteindre les objectifs de la Décennie d'action pour la sécurité routière 2021-2030 des Nations Unies, des progrès sont encore nécessaires. Plus de la moitié des décès routiers concernent des usagers vulnérables, mettant en évidence le besoin de mesures spécifiques pour leur protection [32, 12]. Cette section concerne, ainsi, les zones de traversée. L'objectif de ce choix est de vérifier l'utilité du recours au drone, ainsi que ses capacités de perception, dans le cadre non seulement de la sécurisation des usagers vulnérables de la route mais aussi pour renforcer la sécurité de l'ensemble des usagers, qu'ils soient vulnérables ou non, dans ces zones sensibles. Ce scénario permet ainsi d'évaluer l'efficacité du drone dans une situation réelle, où le risque d'accidents est particulièrement élevé en raison de la diversité des interactions entre les différents types d'agents mis en jeu.

3.2.1 Scénario d'étude

Considérons un passage pour piétons mettant un véhicule et un piéton en interaction. Le véhicule approche du passage piétons à une distance d_c , avec une vitesse v_c et une accélération a_c . Le piéton a l'intention de traverser la route au moment exact de l'arrivée de la voiture à cette distance.

Il est nécessaire d'analyser les paramètres dynamiques impliqués pour évaluer les risques potentiels et les mesures de sécurité nécessaires à la prévention des accidents. Une situation similaire peut se présenter entre un véhicule et un passage à niveau. Dans ce cas, le véhicule s'approche du passage à niveau à la même distance d_c , avec la même vitesse v_c et accélération a_c , tandis qu'un train commence à traverser le passage à niveau au même moment. Il est tout aussi important d'analyser ces paramètres pour prévenir les accidents ferroviaires puisqu'il y a encore beaucoup de passages à niveau en Tunisie.

Pour éviter la collision, le véhicule doit s'arrêter et laisser le piéton traverser en toute sécurité l'intersection (vitesse finale $v_{c,f} = 0$). Quand le piéton entre dans le champ de vision du conducteur, ce dernier freine pour s'arrêter avant le passage pour piétons ou le passage à niveau. La distance parcourue pendant ce processus est la distance d'arrêt $d_{c,s}$, définie par l'équation 3.1, où $d_{c,p-r}$ est la distance de perception-réaction (cela correspond à la distance parcourue lors du temps de la perception-réaction t_{p-r} du conducteur), et $d_{c,b}$ est la distance de freinage (cela correspond à la distance pendant laquelle la vitesse diminue jusqu'à l'arrêt du véhicule). De plus, nous utilisons l'équation 3.2 pour calculer $d_{c,p-r}$:

$$d_{c,s} = d_{c,p-r} + d_{c,b} \quad (3.1)$$

$$d_{c,p-r} = t_{p-r} \cdot v_c \quad (3.2)$$

Pour calculer la distance de freinage, on utilise la formule 3.3 :

$$d_{c,b} = \frac{v_c^2}{2 \cdot f_l \cdot g} \quad (3.3)$$

avec f_l le coefficient de frottement entre la surface de la route et les pneumatiques, et g l'accélération de pesanteur. Nous présentons un schéma explicatif des paramètres utilisés dans la Figure

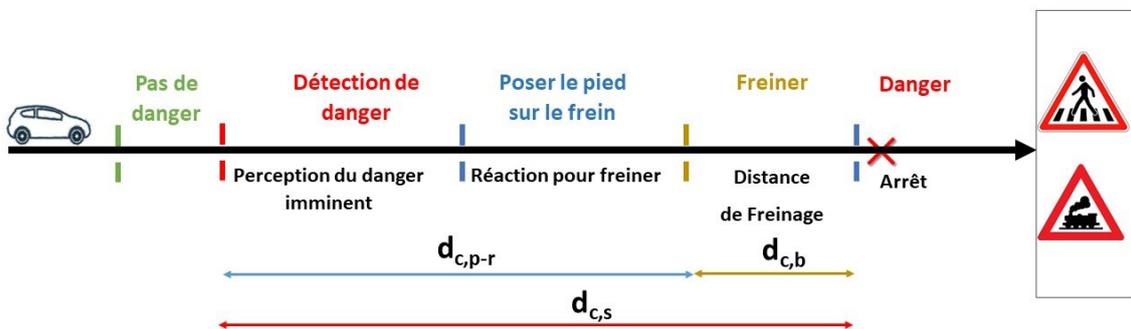


Figure 3.1 – Scénario illustré en fonction des distances

Pour éviter les collisions, $d_{c,s}$ doit être inférieure à d_c , qui représente la distance réelle qui sépare le véhicule du passage piéton, à l'instant où le conducteur voit le piéton. Cette condition est susceptible d'être satisfaite si v_c est inférieur à un seuil v_{max} (généralement la limite de vitesse autorisée). Cependant, si v_c est trop élevée, la distance d'arrêt serait trop grande, et il y aurait une collision entre le véhicule et le piéton.

En effet, une valeur trop élevée de v_c peut être due à plusieurs facteurs, essentiellement :

- liés aux comportements des conducteurs et des piétons
- limites de visibilité lors de la conduite de nuit ou sur route sinueuse.
- manque d'attention du conducteur.
- manque d'attention du piéton
- caractéristiques des infrastructures.

Dans ce travail, nous nous sommes concentrés sur l'ajout d'un drone pour avoir une vue de dessus du passage piéton ou du passage à niveau. Le système sera désigné par « contrôlé par drone ». Le drone détecte le véhicule dans son champ de vision et envoie des alertes au vu des distances définies en 3.1, 3.2 et 3.3, au conducteur et/ou à l'infrastructure en cas d'un comportement anormal du conducteur. Dans ce cas, le drone aide le conducteur à régler progressivement la vitesse du véhicule avant de freiner, réduisant par la même occasion sa consommation de carburant. (voir Figure 3.2).

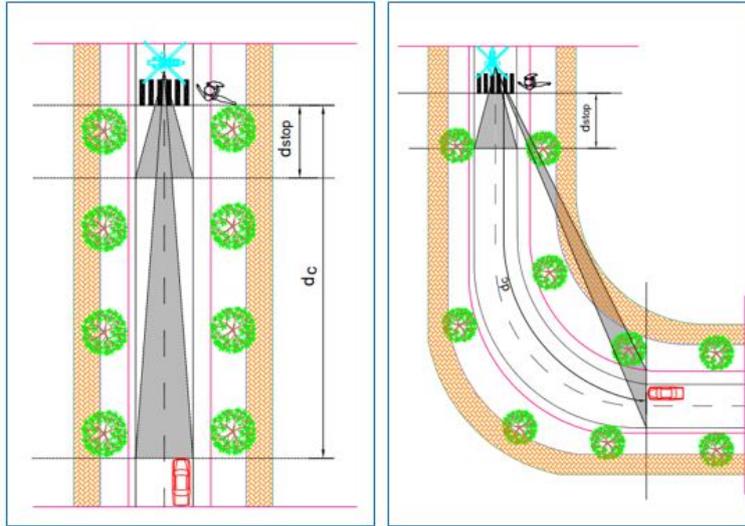


Figure 3.2 – Passage piéton contrôlé par drone en ligne droite et en courbe.

Pour la sécurité des piétons, nous avons ajouté une barrière de sécurité plusieurs mètres avant le début du passage piétons ou du passage à niveau (à distance d_{stop}). La barrière s'élève automatiquement dans le cas où le conducteur ne réagit pas à toutes les alertes émanant du drone. La présence de barrières de sécurité est utile sur les routes où la circulation est dense. En effet, dans ce travail, nous nous sommes inspirés d'une idée similaire à celle mise en œuvre au Québec par la Société de l'assurance automobile du Québec (SAAQ), où un passage piéton interactif utilise des barrières pour forcer les conducteurs à s'arrêter dans un contexte de sensibilisation des automobilistes [169]. De manière comparable, dans notre système, une barrière de sécurité s'abaisse automatiquement si le conducteur ne réagit pas aux alertes émises par le drone en zone Z1.

3.2.2 Environnement de simulation et Hypothèses

Les simulations initiales seront menées dans un environnement MATLAB pour évaluer les performances et la fiabilité du système.

Pour souligner la contribution des drones à la sécurité routière dans le scénario décrit ci-dessus, plusieurs hypothèses sont prises en compte. On considère qu'un seul véhicule est sur le point d'arriver au passage pour piétons. Par conséquent, dans ce travail, nous ne prenons en compte aucun modèle de trafic. De plus, pour simplifier le problème, on suppose qu'à chaque instant t , un piéton a l'intention de traverser. Cela signifie que la probabilité de présence piétonne au passage pour piétons est égale à 1.

De plus, l'infrastructure est équipée de capteurs relais qui permettent de recevoir les informations envoyées par le drone lorsque cela est nécessaire. Ainsi, en cas de besoin, l'infrastructure peut réagir rapidement aux données fournies par le drone. Le drone est également équipé de capteurs qui échangent correctement des informations avec à la fois le véhicule et l'infrastructure.

Ainsi, dans ce travail, nous ne nous concentrons pas sur la façon dont les flux d'informations transitent, et nous ne prenons pas en compte les délais de transmission depuis et vers le drone.

3.2.3 Système d'alerte par drone en approche de zone piétonne

Nous présentons ici une version adaptée de l'algorithme introduit dans le chapitre 2, appliquée à ce scénario particulier. L'algorithme proposé consiste en trois phases. La première phase vise à déterminer si le conducteur du véhicule a un comportement normal ou anormal selon les critères du 2.2. Dans ce scénario, on se focalise uniquement sur les tests sur la vitesse et l'accélération. Durant la deuxième phase, le drone propose au véhicule de diminuer progressivement sa propre vitesse si nécessaire. Enfin la troisième phase concerne la phase de freinage du véhicule. Il est à noter ici, que les Phases i ne sont pas les Zones i .

3.2.3.1 Phase 1 : Identification du comportement du conducteur

Cette phase a pour objectif d'identifier si le comportement du conducteur est normal ou anormal. Pour cela, le drone surveille le véhicule à partir d'une distance initiale $d_{c,i}$ jusqu'à une distance seuil $d_{c,t}$ entre le véhicule et le passage piéton. Les informations recueillies sont le profil de vitesse $v_c(d_c)$ et le profil d'accélération $a_c(d_c)$.

À la distance $d_{c,t}$, le drone évalue le comportement du conducteur. Deux situations sont possibles. Si l'une des conditions suivantes est remplie : $v_c(d_{c,t}) > v_{\max}$, $a_c(d_{c,t}) > a_{\max}$, ou si plus de p_0 valeurs dans le profil d'accélération dépassent a_0 , ou même si deux ou toutes ces conditions sont simultanément remplies, le drone considère que le comportement du conducteur est anormal. Cela signifie que la véhicule aborde le passage piéton à une vitesse excessive, qu'elle présente des accélérations ou décélérations soudaines, ou encore qu'elle présente une accélération résiduelle. Dans ce cas, le drone envoie une alerte au conducteur ainsi qu'à l'infrastructure. Dans le cas contraire, le drone considère que le comportement est normal. De plus, le drone informe le véhicule sur sa consommation d'énergie, en lui indiquant s'il est en situation de surconsommation, en se basant sur un calcul effectué à bord à partir d'un modèle énergétique précis.

3.2.3.2 Phase 2 : Ajustement progressif de la vitesse

Dans cette phase, le drone scrute le véhicule jusqu'au point critique où un freinage serait nécessaire pour garantir la sécurité, en fonction des conditions de la route et de la vitesse du véhicule. L'idée est de comparer les profils de vitesse et d'accélération avec des profils de référence $v_{c,ref}$ et $a_{c,ref}$. Cette opération est répétée à chaque expiration de la distance de perception-réaction $d_{c,p-r}$ jusqu'à la distance de freinage.

Les profils de référence sont conçus dans un but de minimisation de l'énergie et sont similaires à ceux présentés dans [170] (sectionnement de la vitesse sur route). La vitesse de référence varie linéairement en fonction de la distance (pente de vitesse constante δv , voir l'équation 3.4), et l'accélération est donc une constante négative (décélération avant que le conducteur ne commence à freiner, voir l'équation 3.5). Dans tous les cas, pour calculer la vitesse et l'accélération au cours de la phase 2, la vitesse $v_0(x)$ exprimée en fonction de la donnée spatiale x courante doit être actualisée pas à pas dans les équations 3.4 et 3.5.

$$v_{c,ref2}(d_c) = \frac{\delta v}{d_{c,t} - d_{b,ref}} \cdot d_c + \left(v_0 + \delta v - \frac{d_{c,t} \cdot \delta v}{d_{c,t} - d_{b,ref}} \right) \quad (3.4)$$

$$a_{c,ref2}(d_c) = \frac{-\delta v}{d_{c,t} - d_{b,ref}} \quad (3.5)$$

$$d_{b,ref} = d_{stop} + \frac{v_0^2}{2 \cdot f_l \cdot g}. \quad (3.6)$$

Si $v_c(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) \geq v_{c,ref2}(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r})$ ou si $a_c(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) \geq a_{c,ref2}(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r})$ (pour la $k^{ième}$ itération), cela signifie que le véhicule se déplace encore à une vitesse trop élevée ou qu'il ne décélère pas suffisamment. Dans ce cas, le drone envoie une alerte au conducteur pour réduire sa vitesse. Dans le cas contraire, le drone considère que la trajectoire des vitesses est sécurisée. Le drone anticipe et prédit la distance de freinage, mais la partie la plus critique de ce processus se situe dans les derniers mètres avant le passage piéton. Si le véhicule ajuste bien sa vitesse dans le temps imparti, la phase 3 n'aura pas lieu si le piéton a eu le temps de sortir du champ de vision du conducteur.

3.2.3.3 Phase 3 : Freinage avant intersection

Cette phase commence à $d_{c,b} = d_{b,ref} + d_{stop}$ (le véhicule s'arrête au pire à la même position que la barrière, fermée tant que pas de dépassement). Les profils de freinage de référence sont donnés par les équations 3.7 et 3.8. Le profil de vitesse est déterminé par un modèle de dissipation d'énergie cinétique et le profil d'accélération est lié à la dérivée temporelle du premier. À $d_{c,b}$, le drone compare la vitesse du véhicule à la vitesse de référence (c.-à-d. v_{max}). Si $v_c(d_{c,b}) \leq v_{max}$ (conducteur coopératif), le freinage sera sécuritaire et le véhicule s'arrêtera avant la barrière. De la même manière que précédemment, $v_0(x)$ doit être actualisée dans les équations 3.7 et 3.8 pas-à-pas.

$$v_{c,ref3}(d_c) = \sqrt{v_0^2 - 2 \cdot f_l \cdot g \cdot (d_{b,ref} - d_c)} \quad (3.7)$$

$$a_{c,ref3}(d_c) = \frac{-f_l \cdot g \cdot v_0}{\sqrt{v_0^2 - 2 \cdot f_l \cdot g \cdot (d_{b,ref} - d_c)}} \quad (3.8)$$

Dans les équations 3.4 à 3.8, les expressions sont fournies en fonction de la variable spatiale et non de la variable temporelle. L'algorithme est résumé dans la figure 3.3.

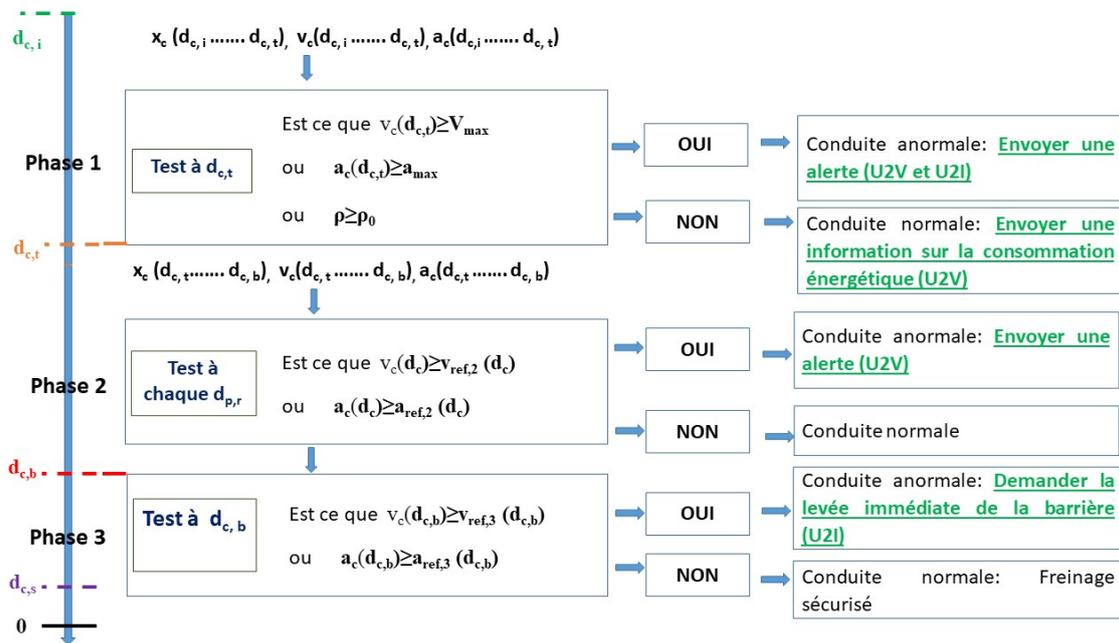


Figure 3.3 – Système d’alerte par drone en approche des zones de traversée

3.2.4 Paramètres de la simulation

Dans ce qui suit, nous considérons que l'accélération de la pesanteur est égale à $g = 9.81m.s^{-2}$ et que les coefficients de frottement satisfont les équations 2.6 ou 2.7 ou 2.8 ou 2.9. Les autres paramètres sont présentés dans le 3.1. Pour la phase 1, nous supposons que les données (vitesses et accélérations) sont collectées par le drone chaque $d_{step} = 20m$.

Table 3.1 – Paramètres de simulation (relatifs à la route) utilisés dans ce travail.

Paramètre	Valeur	Unité
v_{\max}	50	$km.h^{-1}$
a_{\max}	0.1 g	$m.s^{-2}$
p_0	80	%
$d_{c,i}$	500	m
$d_{c,t}$	120	m
$d_{c,s}$	5	m
δv	5	$km.h^{-1}$
m	1224	kg
$t_{c,p-r}$	1.8	s
α_0	0.00042581	non applicable
α_1	0.000025331	non applicable
α_2	0.000001	non applicable

Pour réaliser toutes les simulations et couvrir tous les cas possibles en phase 1, quatre exemples de profils de conducteurs sont considérés (Voir Figures 3.4 et 3.5). Nous rappelons que les données sont collectées via des canaux de communication U2V.

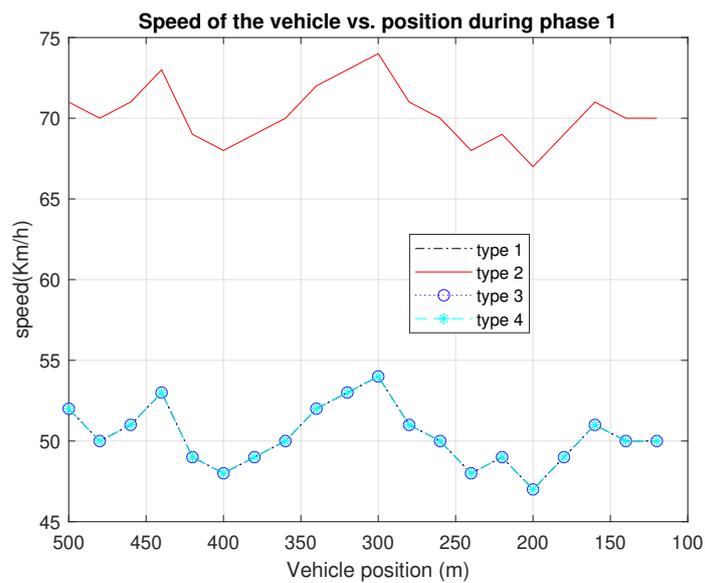


Figure 3.4 – Vitesses pour différents types de conducteurs : type 1 (dash-dot), type 2 (solid), type 3 (dot), type 4 (dash).

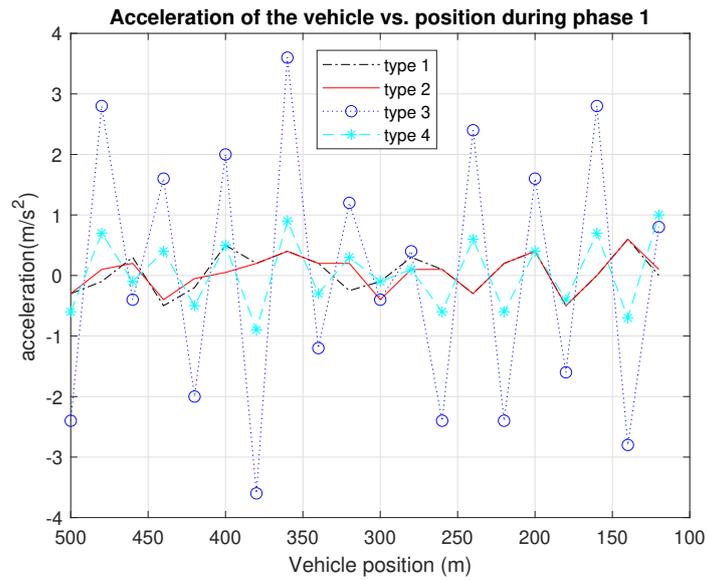


Figure 3.5 – Accélérations pour différents types de conducteurs : type 1 (dash-dot), type 2 (solid), type 3 (dot), type 4 (dash).

En fonction des paramètres énoncés, la phase de freinage démarre à $d_{b,ref,dry\ straight} = 25.55m$ si la trajectoire est une ligne droite sèche, à $d_{b,ref,wet\ straight} = 46.10m$ si la trajectoire est une ligne droite mouillée, à $d_{b,ref,dry\ curved} = 32.57m$ si la trajectoire est une ligne courbe sèche, et à $d_{b,ref,wet\ curved} = 53.45m$ si la trajectoire est une ligne courbe mouillée. Nous représentons dans les Figures 3.6 et 3.7 les profils de référence de vitesse et d'accélération pour tous les cas envisagés.

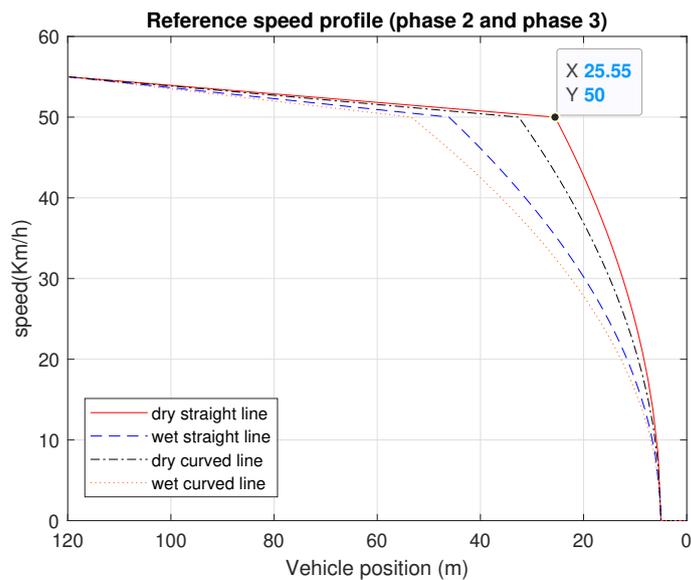


Figure 3.6 – Profils de vitesse de référence : ligne droite sèche (solid), ligne droite mouillée (dash-dot), ligne courbée sèche (dash), et ligne courbée mouillée (dot).

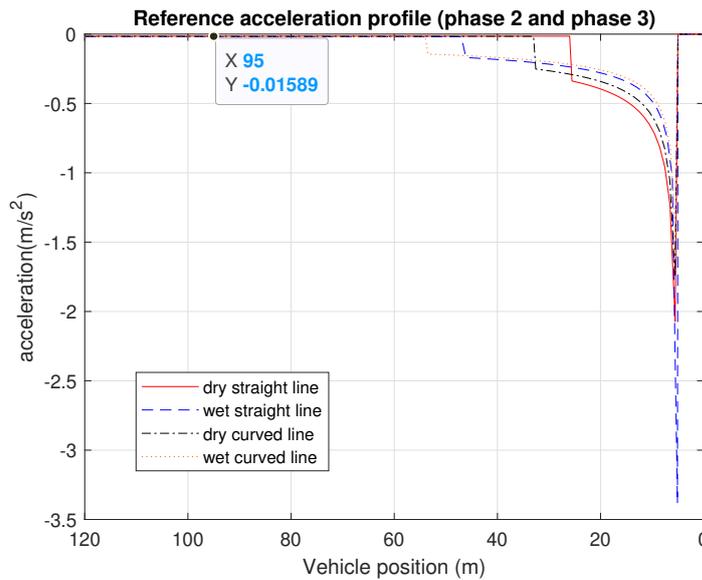


Figure 3.7 – Profils d'accélération de référence : ligne droite sèche (solid), ligne droite mouillée (dash-dot), ligne courbée sèche (dash), et ligne courbée mouillée (dot).

3.2.5 Résultats et analyses

Les résultats seront analysés selon les trois phases décrites dans l'algorithme 3.3.

3.2.5.1 Identification du type du conducteur : Phase 1

Nous présentons maintenant les résultats de la simulation, en commençant par la phase 1. Les sorties de l'algorithme sont résumées dans le 3.2.

Table 3.2 – Résultats de la phase 1 pour les quatre types de conducteurs.

Profil de conducteur	Sortie de l'algorithme
Type 1	Comportement normal
Type 2	Comportement anormal, vitesse supérieure à la limite
Type 3	Comportement anormal, accélération résiduelle
Type 4	Comportement anormal, accélération brusque

On peut voir que les résultats sont cohérents avec les données de la figure 3. Pour le conducteur de "type 2", bien que toutes les valeurs d'accélération soient similaires à celles du conducteur de type 1, la vitesse à $d_{c,t} = 120$ m atteint $70 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$. Ce conducteur a un comportement anormal en raison du dépassement de la limite de vitesse. Pour le conducteur de "type 3", bien que la vitesse respecte la limite à $d_{c,t} = 120$ m, les valeurs absolues de l'accélération sont cependant, pour la plupart, supérieures à $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$ (16 valeurs sur 20). Ainsi, ce conducteur est anormal en raison de l'accélération résiduelle. Pour le conducteur de "type 4",

bien que la vitesse respecte la limite à $d_{c,t} = 120$ m et que les valeurs absolues de l'accélération soient toutes inférieures à $0,9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$, la dernière valeur est égale à $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$. Ainsi, ce conducteur a un comportement anormal à cause d'une accélération soudaine à $d_{c,t} = 120$ m.

3.2.5.2 Profils de vitesse et d'accélération : Résultats des phases 2 et 3

Nous nous intéressons maintenant aux profils de vitesse et d'accélération de $d_{c,t} = 120$ m à 0 m. Pendant la phase 2, pour les conducteurs de types 1, 3 et 4, la distance de perception-réaction est égale à 25 m (et ils ont la même vitesse à $d_{c,t}$). Pour le conducteur de type 2, la distance de perception-réaction est égale à 35 m. Ces distances sont calculées avec l'équation 3.2. Par conséquent, dans ce manuscrit, nous montrons les résultats uniquement pour les conducteurs de types 1 et 2.

Lors de chaque itération de la phase 2, si le conducteur ne réagit pas à l'alerte du drone, la vitesse reste constante (comparée à l'itération précédente), et l'accélération est ainsi égale à 0. Si le conducteur réagit à l'alerte du drone (conducteur coopératif) ou s'il n'y a pas d'alerte du drone (Pas d'anomalie de conduite), à chaque itération, la vitesse diminue de $10 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$, et l'accélération est une constante négative ($-0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$).

Cas d'une route sèche en ligne droite

Dans ce cas, la phase 3 commence à $d_{b,ref,dry \text{ straight}} = 25.55\text{m}$ (test ultime) pour tous les types de conducteurs considérés. Cela signifie qu'il y a 3 vérifications intermédiaires du comportement (à 95 m, à 70 m, et à 45 m) (calculées comme suit $v_c(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r})$ (pour la k^{ime} itération)) pour le conducteur de type 1 et 2 vérifications intermédiaires du comportement (à 85 m et à 50 m) pour le conducteur de type 2. Nous résumons les résultats pour les deux conducteurs dans les figures 3.8 et 3.9.

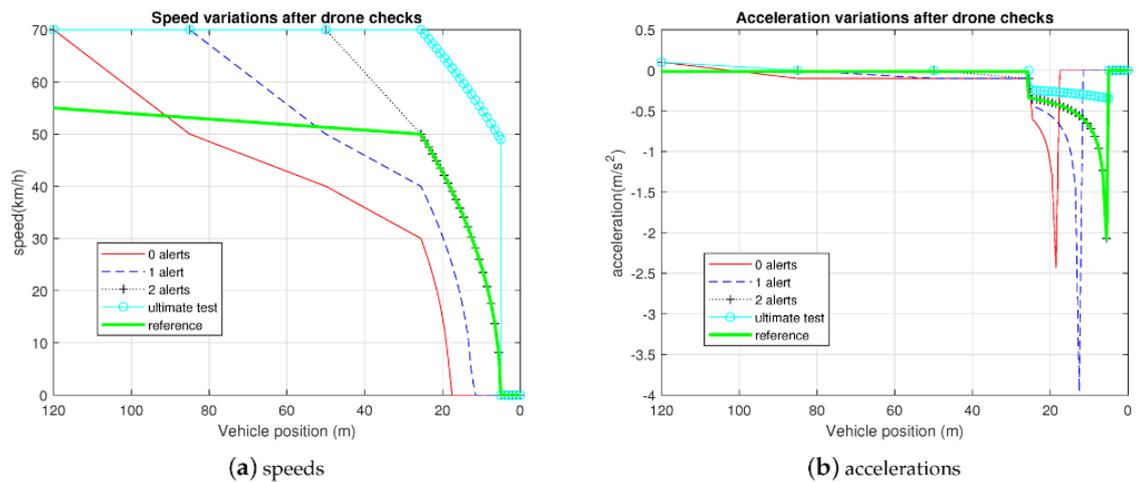


Figure 3.8 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route sèche

À une distance $d_{c,t} = 120$ m, le conducteur de "type 1" arrive avec une vitesse de $50 \text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$ (limite de vitesse) et une accélération nulle. De plus, toutes les valeurs absolues de l'accélération sont au maximum égales à $0,6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$. Cela signifie que le type 1 correspond à un conducteur normal.

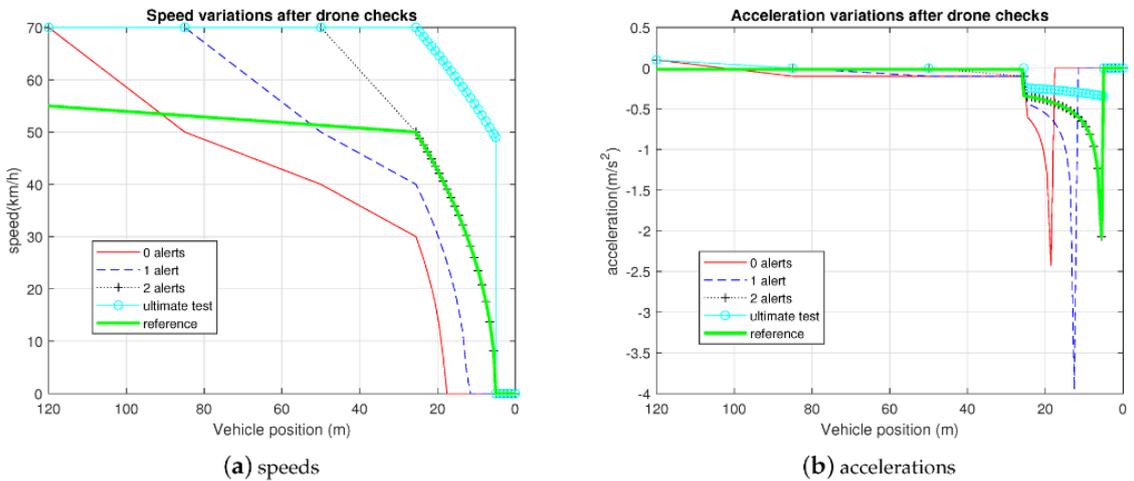


Figure 3.9 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route sèche

Comme prévu, nous remarquons que, pour les deux types de conducteurs, plus tôt le conducteur réagit à l'alerte du drone, plus la distance de freinage est courte. En particulier, si la décélération commence après la première alerte du drone (c'est-à-dire à 95 m pour le conducteur de type 1 et à 85 m pour le conducteur de type 2), les conducteurs de type 1 et 2 sont susceptibles de s'arrêter respectivement 13 m et 9 m avant la barrière (les vitesses et les accélérations tombant à 0), ce qui signifie qu'il n'y aura pas de risque de collision. Si le conducteur réagit après la deuxième alerte (c'est-à-dire à 70 m pour le conducteur de type 1 et à 50 m pour le conducteur de type 2), le conducteur de type 1 peut encore s'arrêter plusieurs mètres avant la barrière, tandis que le conducteur de type 2 se trouve à la limite de freinage. En effet, pour ce dernier, le processus de freinage doit commencer $d_{b,ref,dry \ straight} = 25.55m$, alors que la distance de perception-réaction est de 35 m. Cela signifie que, si le conducteur de type 2 ne réagit pas à la deuxième alerte du drone (à 50 m), il sera trop tard pour changer de comportement avant le test ultime, et il y aura une collision. Ce phénomène est accentué dans les courbes du "test ultime" (voir Figure 7a), où l'on peut voir un segment vertical à 5 m. Nous nous concentrons maintenant sur les variations de l'accélération. Nous pouvons voir que, pour les deux types de conducteurs, plus la distance de freinage est courte, plus le processus de freinage est rapide, c'est-à-dire plus tôt l'accélération tombe à $0 \text{ m}\cdot\text{s}^{-2}$. Lorsque le conducteur de type 2 commence à freiner à une distance de $d_{b,ref,dry \ straight} = 25.55m$, la décélération s'avère insuffisante pour éviter la collision avec la barrière de sécurité.

Cas d'une route mouillée en ligne droite

Dans ce cas, la phase 3 commence à $d_{b,ref,wet\ straight} = 46.10m$ m (test ultime) pour tous les types de conducteurs considérés. Cela signifie qu'il y a deux vérifications intermédiaires du comportement (à 95 m et à 70 m) pour le conducteur de type 1 et deux vérifications intermédiaires du comportement (à 85 m et à 50 m) pour le conducteur de type 2. Nous résumons les résultats dans la Figure 3.10 et la Figure 3.11.

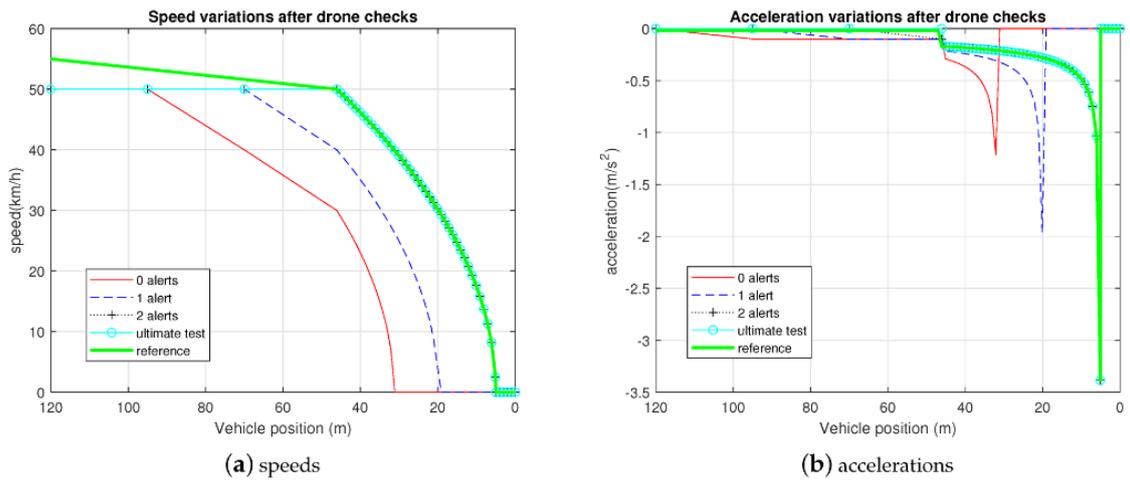


Figure 3.10 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route mouillée

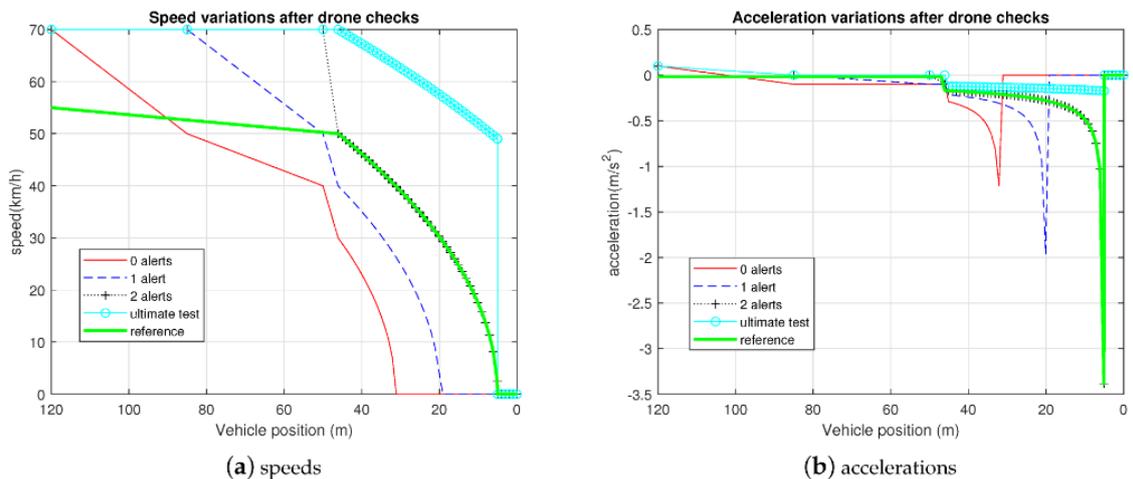


Figure 3.11 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en ligne droite sur route mouillée

En termes d'impact du signalement du drone sur la durée du freinage, nous obtenons des résultats similaires à ceux du cas précédent. La différence ici est que le processus de freinage commence beaucoup plus tôt, ce qui signifie que le conducteur doit être plus prudent pour éviter les collisions en raison du coefficient de frottement f_l moins favorable.

Nous pouvons voir que, pour les deux types de conducteurs, s'il n'y a aucune réaction, au moins après la deuxième alerte intermédiaire du drone, le véhicule sera à la limite de freinage, et il y aura une collision entre le conducteur de type 2 et la barrière de sécurité.

Cas d'une route sèche en courbure

Dans ce cas, la phase 3 commence à $d_{b,ref,drone\ curved} = 32.57m$ m (test ultime) pour tous les types de conducteurs considérés. Cela signifie qu'il y a trois vérifications intermédiaires du comportement (à 95 m, à 70 m, et à 45 m) pour le conducteur de type 1, et deux vérifications intermédiaires du comportement (à 85 m et à 50 m) pour le conducteur de type 2. Nous résumons les résultats dans les Figures 3.12 et 3.13.

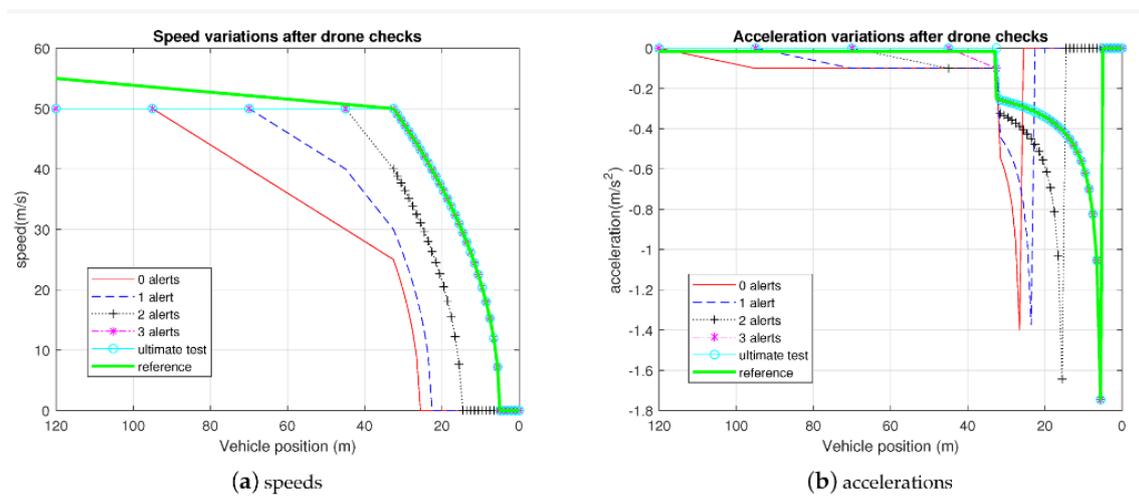


Figure 3.12 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route sèche

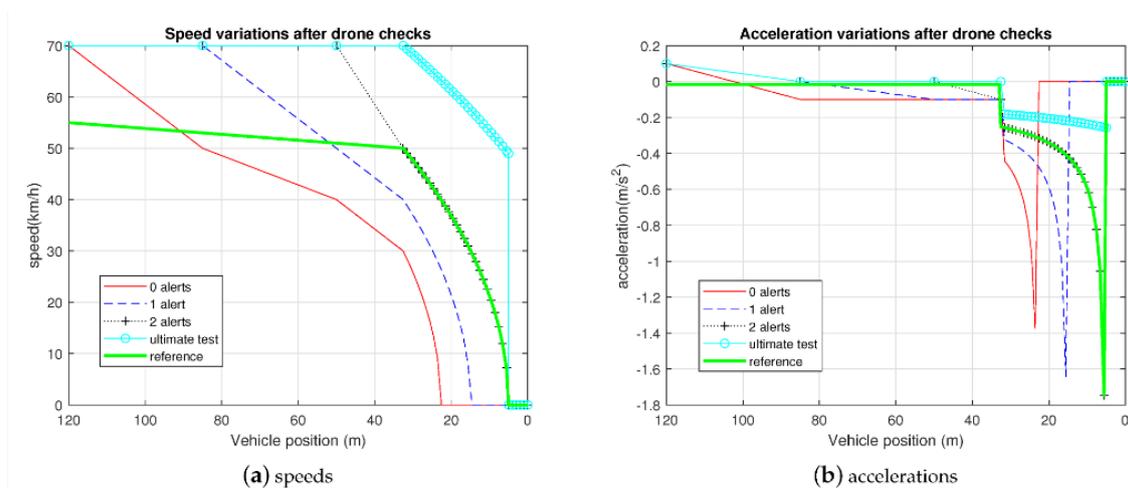


Figure 3.13 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route sèche

Nous pouvons également constater que l'alerte du drone aide les deux conducteurs à s'arrêter en toute sécurité et à éviter toute collision avec la barrière de sécurité. En outre, dans le cas d'une route en courbe, le piéton est susceptible d'être hors du champ de vision direct du conducteur. En appliquant l'Équation 3.1, si le piéton se présente dans le champ de vision du véhicule, le conducteur de type 1 a besoin de 57,57 m pour s'arrêter, tandis que le conducteur de type 2 a besoin de 67,57 m pour s'arrêter.

Cas d'une route mouillée en courbure

Dans ce cas, la phase 3 commence à $d_{b,ref,wet\ curved} = 53.45m$ (test ultime) pour tous les types de conducteurs considérés. Cela signifie qu'il y a deux vérifications intermédiaires du comportement (à 95 m et à 70 m) pour le conducteur de type 1 et une vérification intermédiaire du comportement (à 85 m) pour le conducteur de type 2. Nous résumons les résultats dans les Figures 3.14 et 3.15.

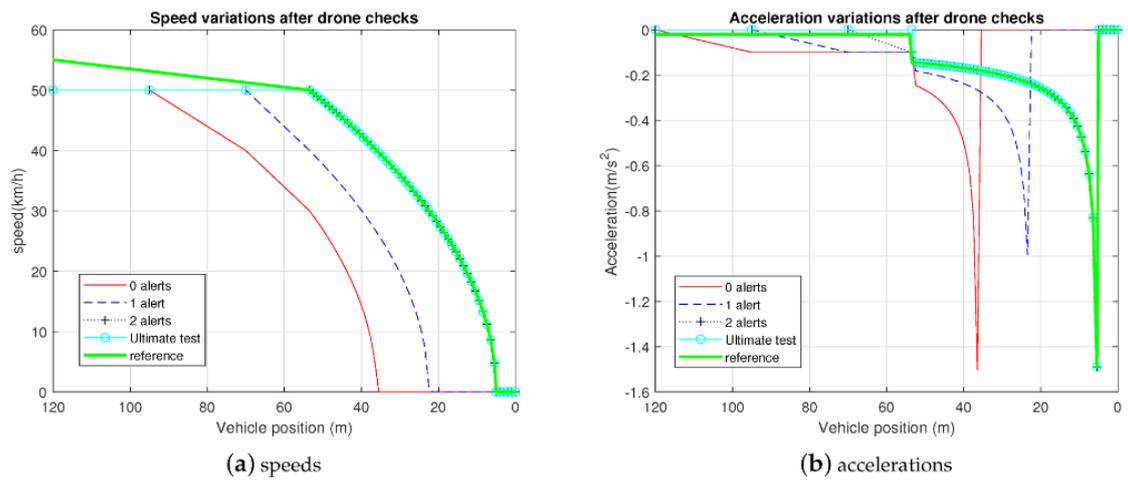


Figure 3.14 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 1 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route mouillée

Nous obtenons des résultats similaires aux cas précédents. Plus particulièrement, si le conducteur 2 ne réagit pas après l'alerte intermédiaire émise par le drone, le véhicule atteindra une situation où la distance de freinage ne sera plus suffisante, entraînant ainsi une collision avec la barrière de sécurité.

3.2.5.3 Évaluation de la consommation d'énergie et de carburant

Nous nous intéressons également à la consommation instantanée de carburant $FC(t)$ par le véhicule à proximité du passage piéton. Pour calculer ce paramètre, nous nous inspirons du modèle détaillé dans [44], où $FC(t)$ dépend de la puissance instantanée $P_c(t)$ et de paramètres liés à la route (α_0 , α_1 et α_2) :

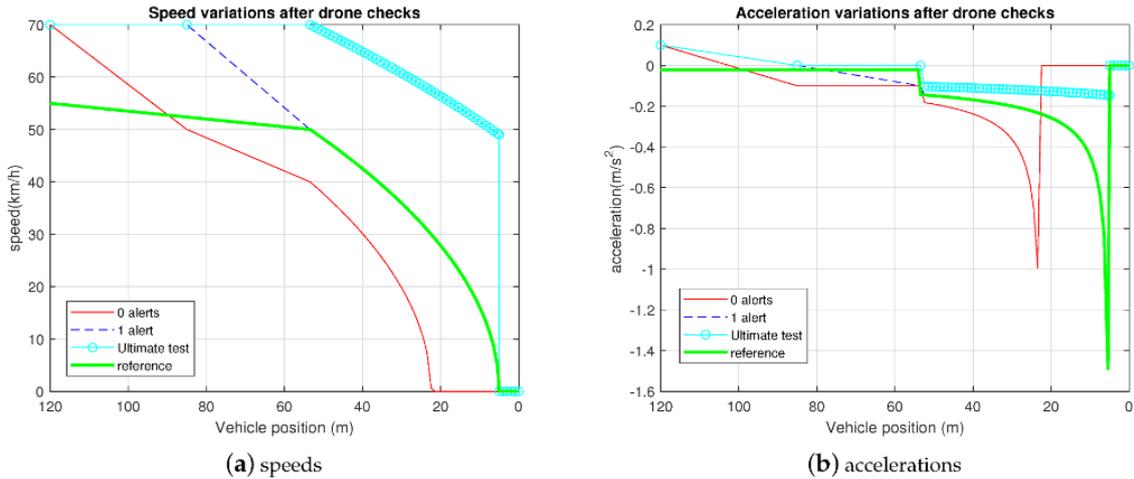


Figure 3.15 – Profils de vitesses et d'accélération pour un conducteur de type 2 dans le cas d'une trajectoire en courbe sur route mouillée

$$FC(t) = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot P_c(t) + \alpha_2 \cdot P_c^2(t), \quad (3.9)$$

$$P_c(t) = m \cdot v_c(t) \cdot a_c(t) \cdot 1.04 \quad (3.10)$$

Ce modèle est choisi ici comme étant représentatif d'un modèle idéal, c'est-à-dire sans considérer les efforts résistants à l'avancement avec un moteur ayant un rendement à 100%. Les efforts résistants provoquant une consommation d'énergie, il s'agit ici d'optimiser sur la partie modelable du modèle en termes de consommation d'énergie.

Pour évaluer l'impact des études sur l'optimisation de la consommation énergétique, un suivi est nécessaire sur des distances conséquentes (au moins des centaines de mètres), c'est pourquoi nous appliquerons notre approche à la phase la plus longue de notre étude qui est la phase 1.

En se basant sur ces formules, nous étudions l'influence du comportement de conduite sur la consommation de carburant sur une distance couverte de 500 m. Nous considérons la consommation globale en litres et la consommation instantanée en litres par seconde pour les 4 types de conducteurs déjà introduits (type 1 à 4).

La figure 3.16 montre la consommation globale en litres pour les 4 types de conduite sur une distance de 500m. Il est facile de remarquer le pic de consommation généré par une conduite caractérisée par des accélérations résiduelles. Une conduite normale à vitesse quasi-constante dans la plage d'efficacité énergétique du véhicule permet d'économiser jusqu'à 94% d'énergie. Une accélération brusque entraîne également une augmentation de la consommation de carburant pouvant atteindre le double de cette quantité. En effet, le comportement de conduite influence directement la consommation de carburant et a donc un impact immédiat

sur les émissions polluantes du véhicule. L'utilisation des drones nous permet de prédire ce comportement et donc l'un des objectifs est d'aider les conducteurs à réduire la consommation de carburant de leur véhicule.

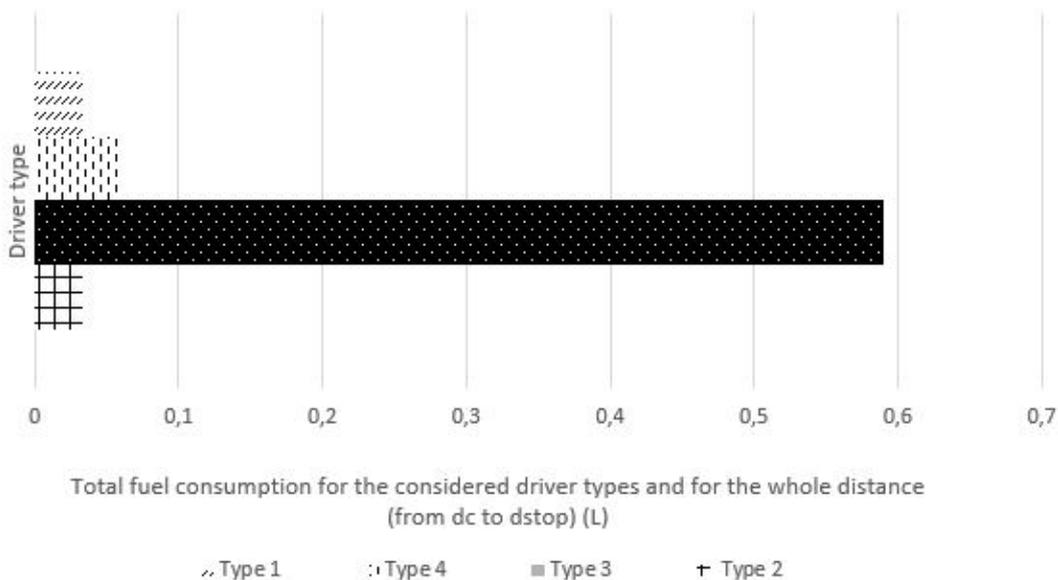


Figure 3.16 – Consommation globale en litres pour les 4 types de conduite sur une distance de 500 m

Nous représentons maintenant la consommation d'énergie par seconde pour comparer la consommation d'énergie lors des trois phases (phase 1 : observation, phase 2 : réglage progressif de la vitesse et phase 3 : freinage). Nous rappelons que la phase 1 s'étend de 500 m à 120 m, et que les phases 2 et 3 ensemble s'étendent de 120 m à 5 m. Nous illustrons les résultats de la phase 1 dans la figure 3.17, pour tous les types de conducteurs.

Sur la Figure 3.17, nous pouvons voir que le type de conducteur 3 a globalement la plus grande consommation instantanée de carburant. Par conséquent, l'accélération est le paramètre d'influence principal de la consommation de carburant (et non la vitesse). En effet, même si le type de conducteur 2 a la plus grande vitesse, sa consommation de carburant est proche du type de conducteur 1 car leurs profils d'accélération sont similaires. Nous nous intéressons maintenant aux phases 2 et 3 (le processus d'arrêt). Nous illustrons les résultats correspondants pour le type de conducteur 1 (à titre d'exemple) sur la Figure 3.18. Dans cette figure, nous mettons l'accent sur la consommation de carburant pour une ligne droite sur route sèche, une ligne droite sur route humide et une ligne courbe. En fait, l'impact principal du type de route est observé pendant le processus d'arrêt en phase 2. De plus, nous considérons un conducteur coopératif (lignes en pointillés) et un conducteur non coopératif (lignes pleines). Premièrement, nous pouvons voir que, pendant les phases 2 et 3, la décélération est proche de zéro, par rapport à la phase 1. Par conséquent, la consommation de carburant est plus faible et la plus grande

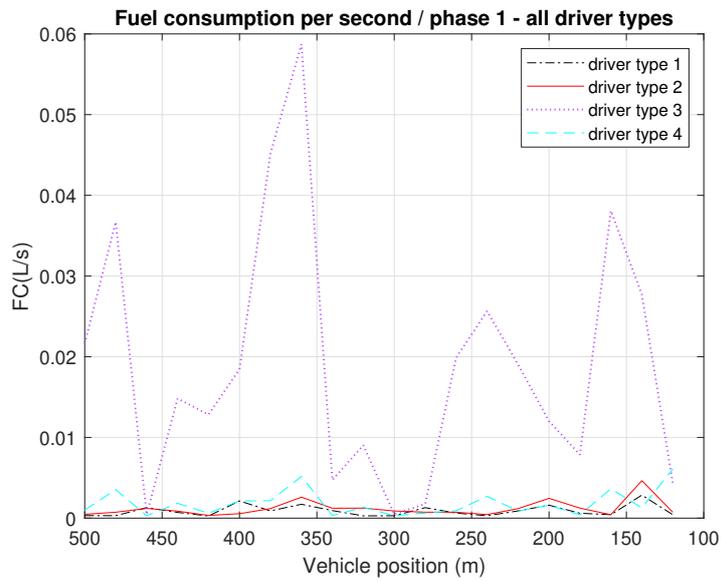


Figure 3.17 – Consommation instantanée de carburant pendant la phase 1 pour chaque type de conducteurs

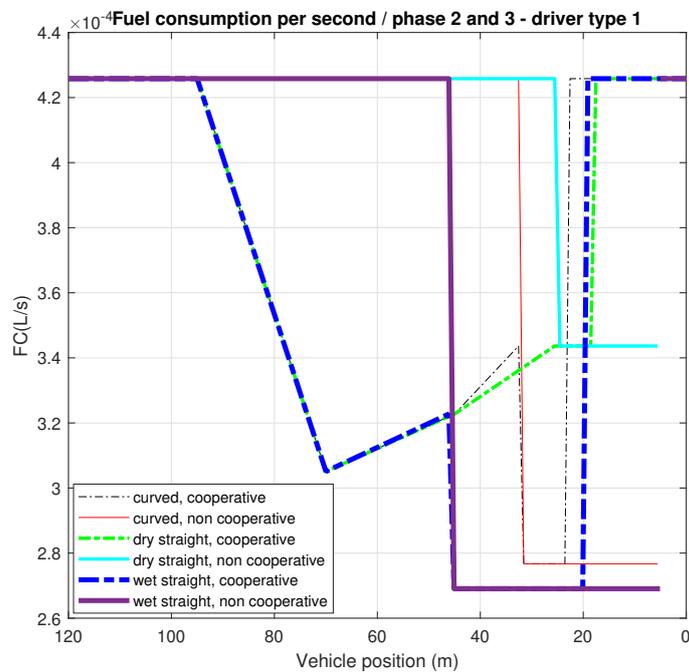


Figure 3.18 – Consommation instantanée de carburant pendant les phases 2 et 3, pour le type de conducteur 1

partie de l'énergie est consommée pendant la phase 1, comme prévu. De plus, pendant la phase 2, l'énergie consommée dans le cas d'un conducteur coopératif est inférieure à celle consommée dans le cas d'un conducteur non coopératif (et cela pour tous les types de routes étudiés). Ainsi, l'alerte du drone aide le conducteur à réduire l'impact du véhicule sur l'environnement.

3.2.6 Conclusion

Dans cette étude, nous avons abordé l'utilisation d'un système d'alerte par drone dans un scénario d'abord pour passage pour piétons ou passage à niveaux. Pour cela, nous avons considéré différents types de profils de conducteurs du véhicule et diverses configurations de trajectoire à proximité du passage pour piétons. Nous avons souligné que le drone pouvait contribuer à améliorer à la fois la sécurité routière et la consommation d'énergie. En effet, après avoir observé le comportement du conducteur, le drone collecte des informations sur la vitesse et l'accélération et envoie des alertes au conducteur en cas de situation potentiellement dangereuse. Cela est répété à chaque distance de perception-réaction pour tenir compte des réactions possibles du conducteur face à cette alerte. Nous montrons que plus le conducteur réagit tôt aux alertes du drone, plus le processus de freinage est sûr. De plus, nous avons affirmé que l'accélération était le principal paramètre influençant la consommation d'énergie. Par conséquent, l'alerte par drone est susceptible d'aider le conducteur à réduire progressivement sa vitesse en évitant les freinages brusques. Nous rappelons que nous avons supposé que les délais de communication entre le drone et le véhicule étaient très faibles et que le drone avait un accès continu aux valeurs de vitesse et d'accélération. Des travaux futurs seront consacrés à l'étude de l'influence de ces paramètres sur les performances des signaux de drones (notamment en fonction des conditions de propagation, de la modélisation du canal de communication et de l'altitude du drone), ainsi qu'à la prise en compte d'un scénario plus complexe, en considérant des modèles à la fois pour les arrivées de véhicules (modèles de trafic) et la présence des usagers vulnérables de la route en abord d'intersection.

3.3 Impact de l'alerte sur la sécurité routière en approche d'une intersection

3.3.1 Scénario d'étude

Nous étudions à présent un scénario susceptible de se produire dans des villes où circulent des véhicules automatisés et non automatisés en abord d'une intersection.

Nous considérons un véhicule s'approchant d'une intersection à une distance d_c , avec une vitesse v_c et une accélération a_c . Nous notons l la largeur du véhicule. Le véhicule a l'intention de continuer son chemin en ligne droite. Notre approche consiste à diviser l'approche de l'intersection en trois zones comme présenté dans le chapitre 3, et à considérer deux drones survolant

l'intersection comme on le montre dans la figure 3.19 :

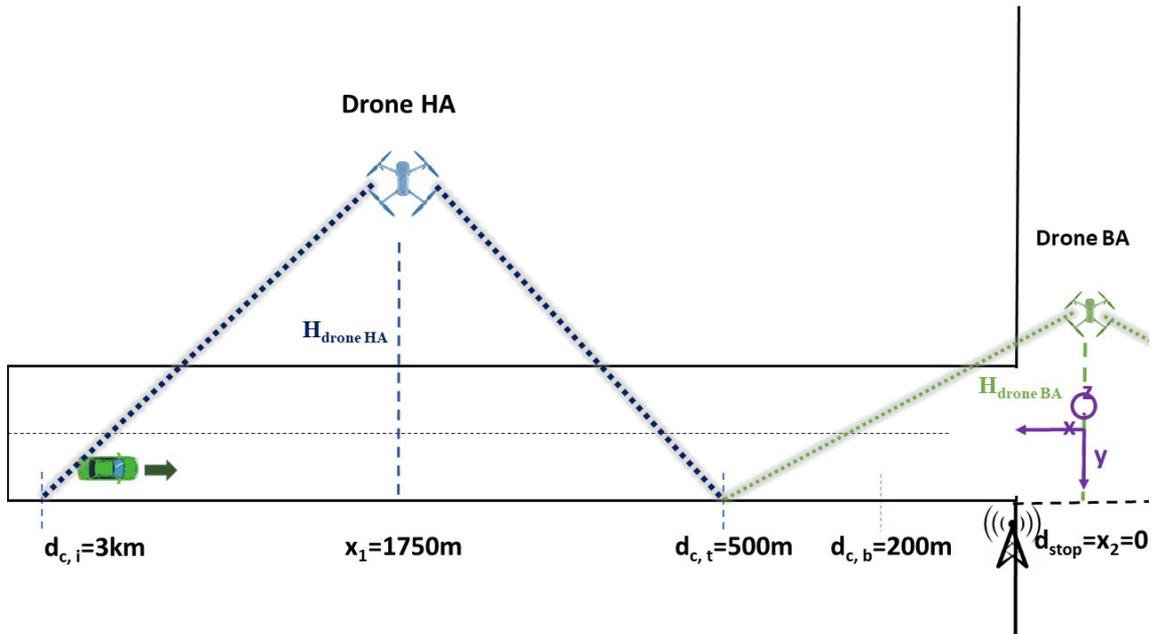


Figure 3.19 – Vue longitudinale de la voie considérée avant l'intersection

Le drone, à haute altitude (HA) est placé de manière à ce que son champ de vision couvre la zone 3. Il est positionné à une altitude $H_{drone_{HA}}$, à la latitude $y = 0$ et à la longitude x_1 (c'est-à-dire à mi-chemin entre le point de suivi le plus éloigné et la frontière de la zone 2). Le drone à basse altitude (BA) est placé à une altitude $H_{drone_{BA}}$, à la latitude $y = 0$ et à la longitude x_2 (c'est-à-dire juste au-dessus de l'intersection). Son champ de vision couvre la zone 2 et la zone 1. En se basant sur ces paramètres, l'angle d'ouverture nécessaire de la caméra pour chaque UAV est d'environ $2 \cdot \theta_{max} = 160^\circ$, ce qui peut être facilement réalisé en utilisant des caméras disponibles sur le marché. Comme mentionné dans [17], lors de l'utilisation de drones pour la surveillance de trafic, il est important de prendre en compte la résolution de collecte des données et la distance d'échantillonnage au sol (GSD), afin de considérer l'erreur de précision. Le GSD représente la résolution spatiale, c'est-à-dire la distance réelle entre deux centres de pixels consécutifs mesurée au sol. Le GSD (Ground Sample Distance) est exprimé en mètres (m) et est donné par la formule :

$$GSD = \frac{T_{pixel}}{f} \times H \quad (3.11)$$

Où :

- GSD est la distance de l'échantillon au sol, en mètres (m).
- T_{pixel} est la taille d'un pixel sur le capteur, en mètres (m).
- f est la longueur focale de l'objectif, en mètres (m).
- H est l'altitude de la caméra par rapport au sol, en mètres (m).

Ainsi, plus le GSD est élevé, plus la résolution spatiale est faible, et inversement.

Étant donné les spécifications de la caméra standard intégrée sur la caméra utilisée (Phantom 3 Pro), le GSD à un vol de 400 pieds (122 mètres) a été calculé à 10,84 centimètres/pixel. Compte tenu des vitesses des véhicules considérées dans notre scénario, on peut voir que la résolution des caméras est suffisante pour collecter les données avec une précision suffisante. Les valeurs des paramètres appliquées dans cette simulation sont regroupées dans le 3.3.

Table 3.3 – Paramètres utilisés dans le scénario

Paramètre	Notation	Valeur
Altitude du drone HA	z_1	300m
Altitude du drone BA	z_2	100m
Longitude du drone HA	x_1	1750m
Longitude du drone BA	x_2	0m
Rayon de la zone 3	$d_{c,i}$	3000m
Rayon de la zone 2	$d_{c,t}$	500m
Rayon de la zone 1	$d_{c,b}$	200m

3.3.2 Contribution algorithmique

Le cadre général de notre approche, conformément au scénario présenté, est résumé dans la figure 3.20. Nous avons développé nos algorithmes à la fois pour le drone HA (algorithme HA en Annexe B) et le drone BA (algorithme BA en Annexe C). Dans ces deux algorithmes, nous avons utilisé la variable $d_{c,p-r}$ qui correspond à la distance parcourue pendant le temps de perception-réaction. De plus, $accTab$ représente le profil d'accélération, et $accPer$ est le pourcentage de temps où l'accélération est supérieure à a_0 . Les interactions entre les entités sont représentées :

3.3.3 Environnement et Paramètres de simulation

3.3.3.1 Environnement de la simulation

Dans notre projet, nous avons utilisé un environnement de simulation comprenant plusieurs composants essentiels. Pour le traitement d'images et de vidéos, nous avons opté pour Python 3.9.7, couplé à la bibliothèque OpenCV 4.5.3, largement utilisée dans les applications de vision par ordinateur pour la détection et le suivi d'objets. La gestion des tableaux, indispensable à la manipulation des images, a été réalisée grâce à la bibliothèque Numpy.

Pour la communication entre les différents composants du système, nous avons implémenté le protocole MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), en utilisant Mosquitto comme serveur/broker, installé sur chacune des cartes Raspberry Pi (modèles 4, 3b+ et 2). Ces cartes représentent respectivement le drone BA, le drone HA, et le véhicule, toutes fonctionnant sous le système d'exploitation Raspbian. La figure 3.21 illustre la manière dont les différents dispositifs

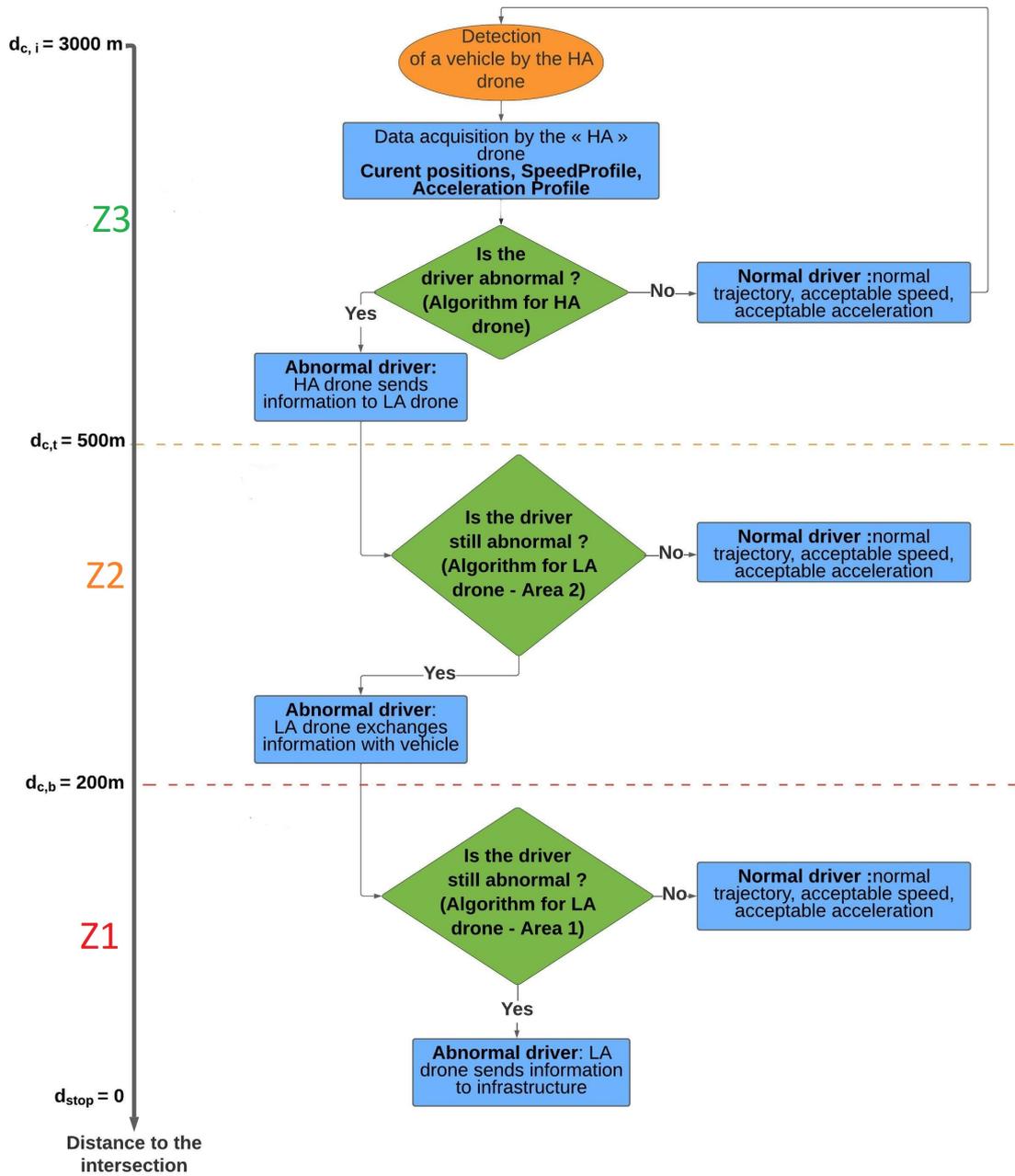


Figure 3.20 – Cadre général proposé dans le scénario

communiquent et échangent des messages grâce à Mosquitto, assurant ainsi une gestion efficace des flux de données dans notre simulation.

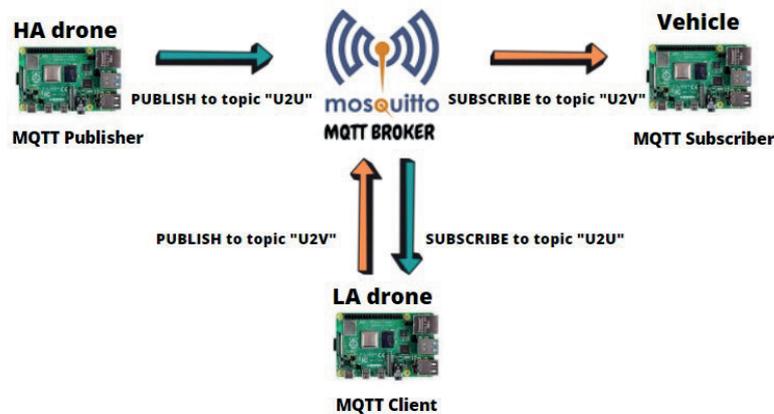


Figure 3.21 – Flux d’informations MQTT

3.3.3.2 Cadre et Paramètres de la simulation

Afin d’évaluer l’impact du système d’alerte du drone à l’approche d’un carrefour, nous avons mis en œuvre nos algorithmes sur une vidéo d’essai spécifique. Les résultats de cette application sont ensuite analysés et présentés dans cette section. La vidéo utilisée comme référence pour cette évaluation est accessible à l’adresse suivante : <https://youtu.be/c1L0K2zUBkA>. Cette vidéo est une simulation PTV Vissim d’une durée de six secondes avec un taux de 90 images par seconde. Nous l’avons utilisée comme preuve de concept pour ce travail. Pour les résultats suivants, nous avons utilisé les valeurs présentées dans le 3.4. On note que w est la largeur de la vidéo d’entrée.

Table 3.4 – Valeurs de test

Paramètre	Valeur	Unité
v_{\max}	50	km/h
a_{\max}	0.1g	m/s^2
p_0	80	%
$d_{c,i}$	w	m
$d_{c,t}$	$\frac{1}{6}w$	m
$d_{c,b}$	$\frac{1}{15}w$	m

3.3.3.3 Étapes de la simulation

Pour présenter les résultats obtenus et leur analyse, nous avons procédé en deux phases distinctes : une simulation initiale sur un ordinateur afin de valider l’algorithme, suivie d’une

exécution sur des cartes Raspberry Pi, en intégrant le protocole MQTT pour assurer la communication entre les dispositifs.

Simulation sur ordinateur

La première phase de simulation a permis de tester l'algorithme dans un environnement contrôlé sur ordinateur. Les principales étapes du traitement ont consisté à :

- Utiliser une vidéo en entrée pour extraire les données nécessaires,
- Traiter la vidéo image par image, en appliquant une binarisation pour isoler les objets d'intérêt,
- Identifier et détecter les contours, puis attribuer des identifiants uniques aux véhicules détectés avec leurs coordonnées associées,
- Mettre à jour en temps réel les coordonnées des véhicules et les visualiser sous forme de rectangles détectés sur les images,
- Calculer les vitesses et accélérations des véhicules à partir des coordonnées mises à jour,
- Analyser les résultats pour imprimer des messages relatifs à la situation des véhicules (détection de comportements anormaux, par exemple).

Ces étapes ont permis de vérifier l'exactitude des algorithmes et d'obtenir des premiers résultats en termes de détection et d'analyse des véhicules.

Simulation sur Raspberry Pi

Dans un second temps, nous avons exécuté l'algorithme sur des cartes Raspberry Pi, en utilisant le protocole MQTT pour simuler la communication dans un réseau embarqué. Les étapes de traitement restent identiques à celles réalisées sur ordinateur, avec l'ajout de la fonctionnalité de connexion au courtier MQTT, l'abonnement à des topics et la diffusion des messages sur ces derniers au lieu de simples impressions dans la console. Il a été nécessaire de s'assurer que les dispositifs abonnés étaient correctement connectés avant les éditeurs pour éviter toute perte de données durant l'échange de messages.

Les résultats obtenus lors de cette phase montrent une correspondance parfaite entre les simulations sur ordinateur et sur Raspberry Pi. En termes de performances, nous avons observé que la détection des véhicules et le calcul des paramètres cinématiques (vitesse, accélération) étaient cohérents, même avec le passage à une architecture distribuée.

3.3.4 Résultats et analyses

Les étapes de la simulation ont permis de visualiser les trajectoires de deux véhicules aux comportements distincts : l'un avec une trajectoire normale (figure 3.22) et l'autre présentant une déviation (figure 3.23). Par ailleurs, les informations calculées, telles que la vitesse et l'accélération, sont affichées dans le terminal, ce qui permet de classifier le type de conduite (normale ou anormale) et de lire les messages d'alerte générés par le drone. Un exemple des résultats obtenus est présenté dans la figure 3.24, montrant l'efficacité de notre méthode à

détecter des anomalies dans le comportement des conducteurs.

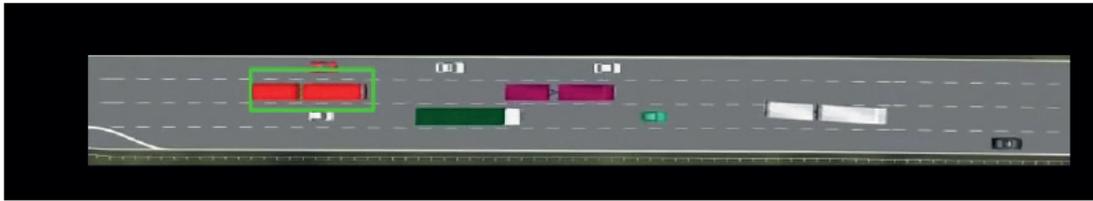


Figure 3.22 – Un véhicule ayant une trajectoire normale



Figure 3.23 – Un véhicule ayant une trajectoire déviée

```
51.74999999999999 85.05
the distance from the last position in kilometers is 0.159722222222222
estimated speed 51.74999999999999
acceleration: -0.8325000000000001
U2V: Care you are braking too hard
U2V : Slow down!
45.42056074766356 51.74999999999999
the distance from the last position in kilometers is 0.14018691588785048
estimated speed 45.42056074766356
acceleration: -0.15823598130841088
U2V : Speed limit respected.
U2U : Normal Driver
```

Figure 3.24 – Exemple d’affichage pour un conducteur normal

3.3.5 Discussion sur l’utilisation des drones en approche d’intersection

La perspective d’intégrer des drones à l’approche d’une intersection pour améliorer la sécurité routière et potentiellement sauver des vies apparaît comme une solution prometteuse. Les simulations démontrent qu’il est tout à fait envisageable de détecter de manière proactive des anomalies de conduite avant qu’elles ne deviennent critiques, grâce à un modèle simple, et de fournir des instructions au conducteur pour prévenir les accidents. Cependant, il est important de souligner que modifier le comportement d’un conducteur simplement en le prévenant par une alerte ne garantit pas toujours une réaction adéquate de sa part. Cela renforce l’importance de l’infrastructure, qui doit jouer un rôle de soutien pour protéger les autres usagers de la

route. Bien que les drones apportent une amélioration significative à la sécurité routière, cela ne dispense pas les conducteurs de respecter les règles de circulation et les limitations de vitesse.

Nos algorithmes se révèlent efficaces dans un environnement simulé, mais dans des conditions réelles, de nombreux paramètres peuvent varier. Le modèle de détection doit être adapté et la perception de la profondeur explorée pour obtenir des résultats plus précis en situation réelle. Par ailleurs, bien que les Raspberry Pi testés dans un environnement stable offrent une connexion WiFi fiable pour le protocole MQTT, les conditions changent considérablement lorsque l'appareil est en vol. Malgré ces défis, nous avons franchi les étapes les plus critiques, et la mise en place d'une démonstration en conditions réelles est à portée de main.

3.4 Conclusion

Nous avons mis en évidence le potentiel des systèmes d'alerte par drone pour renforcer la sécurité routière à l'approche des intersections, incluant notamment des zones sensibles telles que les passages pour piétons. Les drones, en tant qu'entités multi-capteurs dynamiques, permettent une perception étendue et potentiellement ciblée, dédiée aux véhicules terrestres évoluant dans un réseau routier, et s'adaptent aux besoins de vigilance accrue dans des environnements complexes. Leur intégration contribue à une meilleure compréhension et anticipation des comportements des conducteurs des véhicules, assurant ainsi une circulation plus sécurisée des véhicules dans les zones d'approche d'intersection. Cette analyse nous conduit à conclure que le système d'alerte par drones représente un outil prometteur pour optimiser la gestion du trafic et prévenir les risques potentiels dans un réseau routier évolutif.

Chapitre 4 : Recours à l'optimisation multi-objectif pour une meilleure approche d'intersection

4.1 Enoncé du besoin

4.1.1 Au-delà des alertes, vers une prise de décision optimisée

Dans le chapitre 3, nous avons démontré l'impact du drone sur l'amélioration de la sécurité routière en transmettant des alertes et des messages au conducteur lorsqu'un excès de vitesse, une accélération résiduelle, une accélération brusque ou toute autre anomalie est détectée. Un conducteur coopératif répond à ces alertes en ajustant son comportement, conformément aux profils de référence prédéfinis, notamment pour des scénarios provoquant le freinage. Cependant, il est important de noter que dans le cadre du système d'alerte, la consigne de vitesse envoyée est déterminée selon des critères spécifiques, mais ne représente pas toujours une consigne optimale. En effet, cette consigne vise parfois soit à respecter l'interdistance entre les véhicules, soit à se conformer à un profil de référence respectant les limites de vitesse et d'accélération en priorisant à chaque fois la distance sécuritaire entre les véhicules. Cela signifie que dans certaines situations, une seule de ces contraintes est satisfaite à un moment donné.

C'est à ce stade qu'apparaît la nécessité de recourir à l'optimisation. L'objectif est de permettre au drone de générer une consigne de vitesse qui non seulement respecte le code de la route, mais aussi garantit la sécurité en maintenant une marge de sécurité positive ou nulle, tout en satisfaisant les contraintes d'accélération et de vitesse. Grâce à une approche d'optimisation, il devient possible d'intégrer toutes ces contraintes pour obtenir une consigne réellement optimale, prenant en compte l'ensemble des critères simultanément. Ainsi, l'instruction envoyée au conducteur devient plus précise, garantissant à la fois la sécurité et la conformité aux normes routières.

Outre la satisfaction des contraintes liées à la sécurité, la vitesse et l'accélération, l'optimisation permet également de traiter d'autres objectifs essentiels, tels que l'économie d'énergie et la fluidité du trafic. En effet, une consigne optimale pourrait contribuer à minimiser la consommation énergétique en ajustant les accélérations et décélérations de manière progressive et adaptée, réduisant ainsi les variations brusques de vitesse qui entraînent une surconsommation. De même, en optimisant ces différents aspects, il devient possible d'améliorer la gestion des flux de véhicules ce qui permet de mieux équilibrer les objectifs de sécurité et d'économie d'énergie dans un contexte routier complexe. Dans le 4.1, on effectue une comparaison entre le système d'alertes par drone et le module d'optimisation par drone dans la gestion du trafic

routier.

Table 4.1 – Comparaison entre le Système d’alertes et le module d’optimisation par drone dans le cadre de la gestion du trafic routier

Critère	Système d’alerte par Drone	Module d’optimisation par Drone
Méthode de calcul	Basé sur des seuils prédéfinis	Utilise des algorithmes d’optimisation pour trouver la solution optimale
Satisfaction des contraintes	Peut ne pas satisfaire toutes les contraintes	Cherche à satisfaire toutes les contraintes simultanément
Consigne envoyée	Basée sur un critère ou des critères spécifiques	Consigne optimale prenant en compte plusieurs critères simultanément
Type de Gestion	Réaction ponctuelle, correction en fonction des alertes	Gestion proactive, prenant en compte l’ensemble des interactions entre les véhicules

En conclusion, l’optimisation peut jouer un rôle central en permettant au drone d’adapter de manière optimale les décisions envoyées aux conducteurs, en tenant compte de la complexité et la diversité des situations routières, des contraintes réglementaires et des objectifs multiples tels que la sécurité, l’efficacité énergétique et la fluidité du trafic.

4.1.2 Revue des méthodes d’optimisation

Parmi les nombreuses méthodes d’optimisation recensées dans la littérature, deux grandes catégories se distinguent par leur usage fréquent : les méthodes déterministes et les méthodes métaheuristiques. Bien qu’il existe d’autres approches, ces deux familles couvrent une large gamme de problèmes d’optimisation et sont particulièrement adaptées à différents types de systèmes complexes [171].

Les méthodes déterministes, telles que la programmation linéaire (PL), la programmation non linéaire (PNL) et la programmation quadratique séquentielle (SQP), sont largement utilisées lorsque les relations entre les variables sont bien définies et que les systèmes d’équations et d’inégalités peuvent être résolus de manière exacte. La programmation linéaire (PL) est adaptée aux problèmes où les relations entre les variables et les contraintes sont modélisées par des équations linéaires [172]. Elle est particulièrement efficace pour des systèmes simples, où les interactions entre les variables peuvent être représentées par des fonctions de premier degré. Cependant, elle devient insuffisante lorsque le problème à résoudre implique des relations non linéaires ou complexes. En revanche, la programmation non linéaire (PNL), plus flexible, permet de traiter des systèmes où les relations entre les variables ne sont pas linéaires [173]. Elle est utilisée pour des problèmes plus complexes, tels que la gestion de trajectoires de véhicules,

où les contraintes impliquent des fonctions non linéaires liées à la distance, à la consommation d'énergie, ou à la sécurité. Toutefois, la PNL, quoique coûteuse en termes de calculs, offre parmi ses approches la méthode des points intérieurs, qui se distingue par une rapidité améliorée et une meilleure flexibilité [174]. La méthode SQP, quant à elle, est une méthode d'optimisation non linéaire qui utilise une approche itérative, en approximant la fonction objectif par une fonction quadratique à chaque itération [175, 176, 177]. Elle est particulièrement performante pour résoudre des problèmes d'optimisation non linéaire avec des contraintes complexes, comme ceux rencontrés dans l'optimisation des trajectoires des véhicules autonomes [178]. Comparée aux autres méthodes, la SQP est plus précise pour des systèmes non linéaires, mais elle nécessite des ressources computationnelles plus importantes et est plus difficile à mettre en œuvre. Cependant, les méthodes déterministes ont leurs limites dans des environnements dynamiques ou incertains. Elles peuvent être inefficaces lorsqu'il existe de nombreuses variables variant dans le temps ou lorsque le modèle sous-jacent présente des relations non linéaires complexes. De plus, elles ont souvent des coûts de calcul élevés pour des systèmes à grande échelle, comme dans les problèmes de gestion du trafic urbain où les interactions entre véhicules sont très nombreuses et difficiles à prévoir [179].

Les méthodes métaheuristiques, quant à elles, offrent une approche plus flexible et sont particulièrement adaptées aux problèmes complexes, où la recherche de l'optimum global présente des difficultés. Contrairement aux méthodes déterministes qui visent à obtenir une solution optimale avec une approche rigide, les méthodes métaheuristiques, tout en étant plus flexibles, se distinguent par leur capacité à explorer efficacement de grands espaces de solutions et à fournir des résultats satisfaisants dans des délais plus courts. Elles sont particulièrement adaptées à des problèmes complexes et de grande envergure où l'efficacité et le compromis entre temps de calcul et qualité de la solution sont prioritaires. [180, 181]. Par exemple, l'algorithme génétique (GA) et le Particle Swarm Optimization (PSO) sont couramment utilisés pour des systèmes à variables multiples, comme l'optimisation énergétique et la gestion des flux de trafic dans des environnements incertains. L'algorithme génétique (GA) explore l'espace de recherche à travers des processus d'évolution sur des populations de solutions, tandis que le PSO ajuste les positions des particules en fonction de leur expérience individuelle et collective, le rendant plus rapide mais parfois moins robuste face à la complexité des variables d'optimisation [182, 183]. Garcia et al. dans leur étude [184], ont démontré l'efficacité du PSO pour optimiser la gestion énergétique dans des flottes de véhicules hybrides, en réduisant simultanément la consommation de carburant et les émissions de CO₂, même dans des scénarios où les relations entre les variables étaient complexes et non linéaires. Toutefois, les méthodes métaheuristiques souffrent également de certaines insuffisances. Elles peuvent échouer à atteindre l'optimum global, surtout lorsqu'elles sont appliquées à des problèmes très complexes avec de nombreuses variables. De plus, leur performance dépend souvent de paramètres spécifiques, et elles peuvent nécessiter des

ajustements fins pour garantir une convergence vers une solution acceptable. L'étude de [185] a montré que l'algorithme génétique, par exemple, peut être sensible aux paramètres de mutation et de croisement, ce qui complique son implémentation pour des systèmes à grande échelle. De plus, bien que ces méthodes puissent fournir des solutions rapides, elles ne garantissent pas toujours une optimisation précise, ce qui peut être un inconvénient pour des applications critiques comme la sécurité des véhicules autonomes. Ces deux catégories de méthodes, déterministes et métaheuristiques, peuvent être combinées pour créer des approches hybrides, comme l'illustre le travail de [186], qui a utilisé une combinaison d'algorithmes génétiques (métaheuristiques) et de champs de potentiels artificiels (déterministes) pour optimiser simultanément la consommation d'énergie, la sécurité, et le confort dans la planification de trajectoires de véhicules autonomes.

À l'issue de cette revue, les méthodes de programmation linéaire (PL) n'ont pas été privilégiées dans notre contexte, car elles sont adaptées principalement à des problèmes linéaires avec des relations simples et bien structurées. Or, dans notre cas, bien que les contraintes à imposer ne soient pas nécessairement non linéaires, la gestion de la sécurité routière et de l'efficacité énergétique repose sur des interactions complexes entre les variables, avec des objectifs multiples à satisfaire. La méthode des points intérieurs est retenue comme une piste prometteuse en raison de sa flexibilité et de son efficacité dans le traitement de problèmes de grande dimension, en particulier lorsque les contraintes varient en temps réel. Bien que souvent employée pour des problèmes avec des contraintes non linéaires, cette méthode peut également s'adapter à des problèmes linéaires. C'est pour cela, elle va être testée pour évaluer son potentiel à répondre aux exigences de notre problématique, en complément d'autres méthodes explorées.

En revanche, les algorithmes génétiques, bien qu'efficaces dans certains domaines comme la robotique ou la bio-informatique, n'ont pas été retenus dans notre contexte. Leur nature stochastique et leur convergence potentiellement plus lente les rendent moins adaptés à nos exigences spécifiques en matière de sécurité routière et d'efficacité énergétique, où des décisions rapides et fiables sont essentielles au vu de la dynamique du véhicule. Ces algorithmes explorent de vastes espaces de solutions mais manquent de précision et de rapidité. Dans notre contexte, où l'optimisation est réalisée en temps réel au niveau des drones, il est primordial d'utiliser des méthodes capables de fournir des résultats rapidement et efficacement. La méthode du PSO, qui fait partie des approches métaheuristiques s'avère être une solution prometteuse pour notre problématique, notamment en raison de sa capacité à optimiser des objectifs multiples, comme l'énergie et la sécurité dans la gestion du trafic. Une approche hybride, comme le couplage du PSO avec des méthodes déterministes telles que la méthode des points intérieurs, est par la suite explorée pour garantir une convergence plus rapide vers une solution optimale. Le choix final des méthodes sera justifié en fonction des objectifs spécifiques de simulation dans les sections suivantes.

4.2 Approche centralisée du drone : Mise à jour de la stratégie

En tenant compte des objectifs d'optimisation et du choix approprié des méthodes, qui seront précisés dans les sections suivantes, Nous adoptons une approche centralisée pour l'envoi des instructions et la gestion de la vitesse des véhicules dans la zone de couverture du drone (Voir Figure 2.7 du chapitre 2). Cette approche présente des avantages significatifs, notamment grâce aux caractéristiques spécifiques du drone. En effet, contrairement à une approche décentralisée (Séquentielle), où chaque véhicule prendrait des décisions de manière autonome en fonction de son environnement limité, une approche centralisée permet au drone de gérer simultanément tous les véhicules dans son champ de vision. Le drone, grâce à sa position surélevée et ses capteurs embarqués, bénéficie d'une vue de dessus complète sur le trafic, lui permettant de mieux anticiper les interactions et de résoudre les conflits potentiels avant leur occurrence, comme des distances de sécurité insuffisantes ou des vitesses non adaptées.

Cette centralisation des décisions permet d'optimiser les consignes de vitesse en prenant en compte l'ensemble des objectifs d'optimisation : la sécurité, la fluidité du trafic et la consommation énergétique. À chaque instant t , le drone calcule les vitesses optimales pour tous les véhicules. Cela est particulièrement pertinent dans des environnements complexes comme des abords d'intersections ou encore des zones de trafic dense, où une vue globale est nécessaire pour prendre des décisions optimales et prévenir les collisions et défauts de conduite. Le drone veille également à ce que le nombre de véhicules sous sa surveillance reste dans les limites qu'il peut gérer, déterminées par l'altitude de vol et l'angle d'ouverture de la caméra. Ces paramètres, définis par le gestionnaire de trafic, influencent la couverture de la zone de surveillance et la capacité du drone à suivre efficacement les véhicules. Lorsque les véhicules parcourent la $Z2$ (comme illustré dans la Figure 2.7), le drone BA reçoit les dernières informations sur les vitesses et positions, transmises par le drone HA, basées sur leur comportement en sortie de la zone $Z3$. Le drone BA utilise ensuite ces informations pour initialiser les positions et vitesses en entrée de la zone $Z2$. Ceci permet alors de définir une fonction objective compatible avec une approche centralisée qui intègre les interactions entre les véhicules.

Pour optimiser les vitesses, le drone BA est doté d'une méthode d'optimisation qui lui permet de trouver les vitesses optimales pour tous les véhicules de manière coordonnée et conforme à la situation de conduite. Une fois les vitesses optimales calculées, il les transmet aux véhicules, qui ajustent ensuite leurs vitesses et positions en conséquence. Ceci ne peut être efficace qu'avec un bon taux d'acceptabilité des conducteurs, discussion sera faite sur ce point, par la suite, dans le manuscrit. Cette approche centralisée permet non seulement d'optimiser les vitesses de manière efficace, mais aussi d'assurer une coordination facilitée entre les véhicules, garantissant ainsi une meilleure sécurité et une gestion plus fluide du trafic en approche d'intersection.

En somme, l'approche centralisée du drone est particulièrement avantageuse grâce à ses capacités à capter et analyser les informations en temps réel pour prendre des décisions coordonnées, ce qui dépasse largement les possibilités d'une approche décentralisée, où chaque véhicule opérerait de manière autonome sans prendre en compte l'ensemble du réseau de trafic.

4.3 Formulation du problème dans un objectif de sécurité routière

Tel que mentionné dans les chapitres antérieurs, dans le contexte des déplacements automobiles et particulièrement à l'approche des intersections, le flux de circulation devient particulièrement sensible, et les risques de collisions augmentent, posant ainsi un enjeu majeur pour la sécurité routière, notamment pour les véhicules circulant dans une même file. Nous nous concentrons ainsi sur la formulation d'un problème avec un but principalement sécuritaire pour l'approche de ces intersections. Ce problème intègre diverses contraintes visant à réguler les interactions entre véhicules et à minimiser les risques de collision.

4.3.1 Formulation des contraintes

La formulation d'un problème pour la sécurité routière doit répondre à des contraintes spécifiques liées à la dynamique du véhicule, aux distances de sécurité, au code de la route et aux conditions initiales.

4.3.1.1 Contraintes liées à la dynamique du véhicule

Les contraintes relatives à la dynamique du véhicule, impactent sur ses vitesse et accélérations longitudinales. Ces contraintes sont indispensables pour garantir un comportement de conduite à la fois sûr, fluide, adapté aux conditions routières, mais aussi cohérents avec les capacités du véhicule.

Contrainte en vitesse

La vitesse du véhicule est définie entre des bornes inférieure et supérieure, généralement imposées par la réglementation ou les conditions de circulation. Dans notre cas, si les vitesses minimale v_{\min} et maximale v_{\max} dépendent de la performance du véhicule, la vitesse effectivement pratiquée dépend souvent du trajet et du contexte de circulation. La contrainte de vitesse peut être formulée comme suit :

$$v_{\min} \leq v_i(t) \leq v_{\max}, \quad \forall t \quad (4.1)$$

Dans une optique de sécurité, la borne supérieure v_{\max} est définie par la contrainte la plus contraignante parmi les limitations de vitesse légales, celles dues à la géométrie de la route (virages, intersections) ou encore les limitations dues à des situations temporaires (travaux). La

borne inférieure v_{\min} correspond à la vitesse minimale que le véhicule doit maintenir pour ne pas perturber la fluidité du trafic.

Contrainte en accélération

De même, les accélérations et décélérations doivent être bornées, afin d'éviter des changements de vitesse trop brusques qui pourraient compromettre la sécurité du conducteur ou des autres usagers de la route. La contrainte d'accélération est formulée ainsi :

$$a_{\min,i} \leq \dot{v}_i(t) \leq a_{\max,i}, \quad \forall t \quad (4.2)$$

où a_{\min} représente la décélération maximale sécuritaire (ralentissement), et a_{\max} l'accélération maximale que le véhicule peut opérer sans risquer de perdre le contrôle ou d'engendrer des situations dangereuses au sein de la situation de conduite.

Ces contraintes garantissent un comportement de conduite conforme à l'usage du véhicule dans des environnements complexes comme les routes urbaines, où les arrêts fréquents, les feux tricolores, et les piétons influencent le comportement des véhicules.

4.3.1.2 Contraintes de sécurité

Ces contraintes visent à maintenir une distance de sécurité adéquate entre les véhicules pour éviter les collisions, surtout dans les conditions de trafic dense inhérentes au milieu urbain.

Distance de sécurité :

On note SM_i , la distance de sécurité intrinsèque à un véhicule V_i .

$$SM_i(t) = \delta D_i(t) - \delta D_{s,i}(t) \geq 0, \quad \forall t \quad (4.3)$$

La contrainte de sécurité impose alors que la distance réelle entre le véhicule V_i et le véhicule qui le précède V_{i-1} , notée $\delta D_i(t)$, doit toujours être supérieure à une distance de sécurité définie, $\delta D_{s,i}(t)$, qui dépend de la vitesse courante $v_i(t)$ du véhicule. Le non-respect de cette contrainte pourrait entraîner des collisions, voire des collisions en chaîne, fréquentes dans les situations de trafic dense ou en approche d'intersections.

La distance de sécurité est modélisée par :

$$D_{s,i} = h \times v_i(t) \quad (4.4)$$

La distance inter-véhiculaire sécuritaire est modélisée par :

$$\delta D_{s,i}(t) = h \cdot v_i(t) + l \quad (4.5)$$

où h représente le temps inter-véhiculaire et l la distance minimale incompressible correspondant à la distance inter-véhiculaire lorsque les deux véhicules suiveur et suivi sont à l'arrêt.

Le terme $h \cdot v_i(t)$ représente la distance nécessaire pour que le véhicule réagisse et freine en toute sécurité en fonction de sa vitesse courante $v_i(t)$.

4.3.1.3 Conditions initiales

Les conditions initiales du problème d'optimisation fixent l'état de départ des véhicules (positions et vitesses), ce qui est essentiel pour modéliser correctement leur comportement futur.

Position initiale :

Dans le contexte urbain, une file de véhicules déjà en mouvement ou en arrêt à un feu rouge pourra conduire à des conditions initiales différentes. On note dans la suite :

$$x_i(0) = x_{\text{init},i} \quad (4.6)$$

Vitesse initiale :

De même, chaque véhicule V_i a une vitesse initiale $v_{\text{init},i}$. On note :

$$v_i(0) = v_{\text{init},i} \quad (4.7)$$

En résumé, les contraintes mises sous la forme d'un système de contraintes d'égalité et d'inégalités, sont récapitulées ci-dessous : (4.8).

Trouver $v_i(t)$ pour chaque véhicule i , où :

$$\left\{ \begin{array}{ll} v_{\min} \leq v_i(t) \leq v_{\max}, & \text{pour tout } t, \\ a_{\min,i} \leq \frac{dv_i(t)}{dt} \leq a_{\max,i}, & \text{pour tout } t, \\ SM_i(t) = \delta D_i(t) - \delta D_{s,i}(t) \geq 0, & \text{pour tout } t, \\ \text{avec : } \delta D_{s,i}(t) = h \cdot v_i(t) + l, & \\ x_i(0) = x_{\text{init},i}, & \text{Position initiale,} \\ v_i(0) = v_{\text{init},i}, & \text{Vitesse initiale} \end{array} \right. \quad (4.8)$$

4.3.2 Choix du meilleur compromis

Notre problème peut désormais être formulé comme un problème sans fonction objective explicite, avec pour critère la détermination des vitesses optimales qui respectent les contraintes énoncées par les systèmes d'équations 4.8. Cependant, étant donné que plusieurs solutions peuvent satisfaire ces contraintes, il devient nécessaire de recourir à une méthode permettant de discriminer entre ces solutions pour aboutir à une solution unique optimale. C'est là que la pénalisation prend part : elle permet de pondérer les différentes contraintes et d'orienter la recherche vers une solution unique, en minimisant les violations éventuelles des conditions imposées. Cette reformulation du problème sous formes de conditions à satisfaire en un pro-

blème d'optimisation pénalisé garantit une meilleure convergence vers une solution optimale. Pour résoudre cette nouvelle formulation, il devient nécessaire de faire appel à une méthode d'optimisation appropriée.

Dans le cadre du problème annoncé, il est nécessaire de souligner que nous ne disposons pas d'une fonction objective explicite à minimiser ou maximiser. Contrairement aux problèmes d'optimisation classiques où l'on cherche à optimiser une fonction de coût, notre objectif est traité d'une manière implicite. Cela signifie que notre but est d'assurer un comportement de conduite sûr et fluide, tout en respectant un ensemble de contraintes sur la vitesse, l'accélération, et la distance de sécurité entre les véhicules. Ces contraintes forment des conditions à respecter plutôt qu'une fonction objective mathématique.

Le problème consiste alors à rechercher un compromis optimal entre plusieurs exigences. Le défi ici est donc de garantir que chaque véhicule suivra une trajectoire de vitesse qui satisfait simultanément ces contraintes. **Pourquoi une méthode métaheuristique ?**

Les méthodes classiques, telles que les algorithmes basés gradient ou l'optimisation linéaire, nécessitent généralement une fonction objective explicite, dérivable ou non selon la nature de la méthode, que l'on cherche à maximiser ou minimiser. Par conséquent, les méthodes classiques ne sont pas appropriées dans notre cas. Les méthodes métaheuristiques, comme le PSO, sont particulièrement adaptées à ce type de problème. Elles sont capables de gérer des situations où l'objectif est implicite, comme garantir la sécurité et respecter des contraintes dynamiques, sans avoir besoin d'une fonction explicite.

Avantages du PSO

Le PSO se distingue en tant que méthode d'optimisation pour résoudre des problèmes tels que le nôtre pour plusieurs raisons :

- Absence de fonction objective explicite : Le PSO permet de rechercher des solutions optimales sans avoir besoin d'une fonction objective différentiable. Il est particulièrement efficace pour gérer des contraintes, comme celles liées à la sécurité routière.
- Exploration globale de l'espace des solutions : Le PSO explore de manière étendue et continue l'espace de solutions éligibles possibles, en ajustant les trajectoires de vitesse et en évaluant leur capacité à satisfaire les contraintes. Cela permet d'éviter les situations de blocage aux optima locaux, ce qui est un risque fréquent avec des méthodes basées gradient dans les systèmes complexes.
- PSO impose de traiter avec des agents en mouvement, typiquement le cas dans notre problème
- Flexibilité dans l'intégration des contraintes : Le PSO permet d'intégrer des pénalisations pour les particules qui violent les contraintes ou qui deviennent trop lentes à l'approche de l'état statique, les forçant à se rapprocher des solutions qui respectent toutes les exigences (vitesse, accélération, distance) [187].

En guise de conclusion, l'absence de fonction objective explicite dans notre problème et la nécessité de gérer simultanément plusieurs contraintes dynamiques et de sécurité renforcent le choix de l'utilisation du PSO comme méthode potentielle. Un atout supplémentaire est sa vitesse de convergence rapide et une implémentation simple, ce qui le rend particulièrement adapté à notre contexte de gestion du trafic routier avec une application routière en temps réel.

Algorithm 1 Particle Swarm Optimization (PSO)

```

1: Initialisation :
2: Générer aléatoirement les positions initiales  $\mathbf{x}_i$  et les vitesses  $\mathbf{v}_i$  des particules.
3: Initialiser les meilleures positions personnelles  $p_{\text{best},i}$  et globale  $g_{\text{best}}$ .
4: Définir les paramètres du modèle : inertie  $w$ , facteurs d'apprentissage  $c_1, c_2$ ,
   et nombre de particules  $N$ .
5: for chaque itération do
6:   for chaque particule  $i$  do
7:     Évaluer la fonction de pénalisation  $f(\mathbf{x}_i)$ .
8:     if  $f(\mathbf{x}_i) < f(p_{\text{best},i})$  then
9:       Mettre à jour  $p_{\text{best},i}$ .
10:    end if
11:    if  $f(\mathbf{x}_i) < f(g_{\text{best}})$  then
12:      Mettre à jour  $g_{\text{best}}$ .
13:    end if
14:  end for
15:  for chaque particule  $i$  do
16:    Mettre à jour la vitesse  $\mathbf{v}_i$  :
           
$$\mathbf{v}_i(t+1) = w \cdot \mathbf{v}_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{\text{best},i} - \mathbf{x}_i) + c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{\text{best}} - \mathbf{x}_i)$$

17:    Mettre à jour la position  $\mathbf{x}_i$  :
           
$$\mathbf{x}_i(t+1) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t+1)$$

18:  end for
19:  Critère d'arrêt : Si le critère de convergence est atteint, arrêter l'algorithme.
20: end for

```

4.3.3 Formulation du problème par PSO

Dans ce chapitre, nous appliquons le problème formulé dans la section précédente à travers des scénarios spécifiques afin de démontrer l'efficacité de notre approche tout en considérant la stratégie mise en place dans les sections 2.4 et 4.2. En particulier, nous résolvons le problème en utilisant l'algorithme PSO, dont le choix a été justifié dans les sections antérieures. L'objectif est de mettre en lumière les atouts d'une gestion centralisée par drone, et d'évaluer son impact direct sur l'amélioration de la sécurité routière, tout en respectant les contraintes de circulation

définies dans notre étude, en abord d'intersection.

4.3.3.1 Scénarios étudiés

Nous étudions deux scénarios susceptibles de se produire dans des villes où circulent des véhicules automatisés et non automatisés cohabitant sur la même infrastructure routière. On considère un flux de véhicules parcourant une ligne droite s'approchant d'une intersection routière, en zone $Z2$. Le premier scénario SC1 implique des véhicules autonomes parcourant une voie sans la présence d'un drone au-dessus. Chaque véhicule résoud de manière autonome un problème d'optimisation avec un objectif de sécurité grâce à des calculs embarqués. Dans ce contexte, les véhicules sont automatisés et équipés de capteurs proprioceptifs et extéroceptifs pour détecter les véhicules qui les précèdent dans la file, ajustant ainsi leur comportement pour atteindre les objectifs d'optimisation. L'algorithme d'optimisation est intégré dans l'architecture système du véhicule automatisé, tel un système embarqué comme le montre la Figure 4.2a).

Dans le deuxième scénario SC2, nous considérons un drone BA, positionné stratégiquement et stationnaire au-dessus de l'approche de l'infrastructure routière en approche d'intersection de telle sorte qu'il couvre uniquement la zone $Z2$ (Voir Figure 4.1). Ainsi, dans cette partie, nous nous intéressons uniquement à la régulation des flux de circulation au sein de la zone $Z2$.

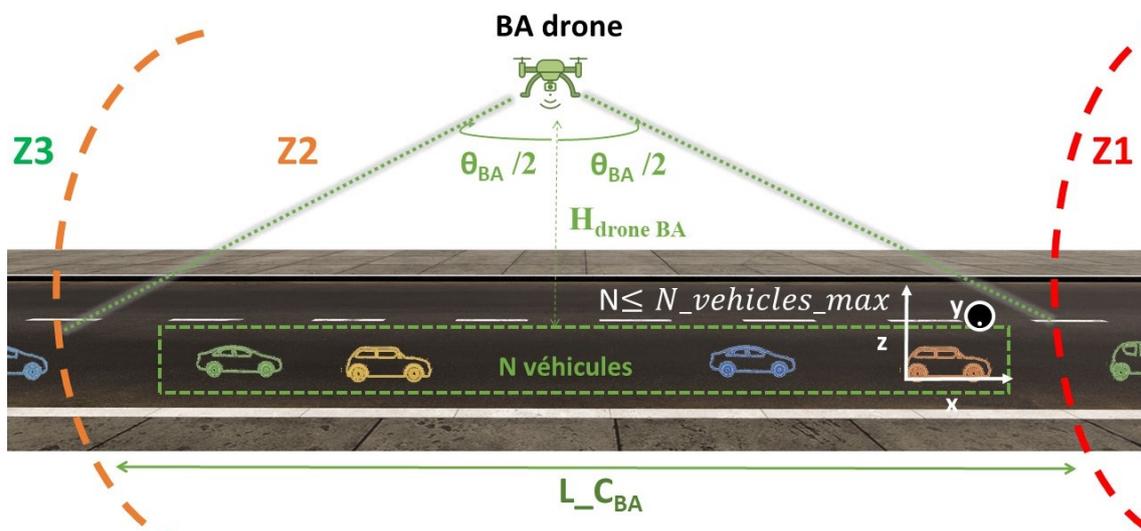


Figure 4.1 – Rôle du drone BA dans une approche centralisée en zone $Z2$

Le drone BA est équipé d'un niveau d'intelligence suffisant pour prendre des décisions. Le drone acquiert des informations sur le comportement des N véhicules dans son champ de vision et calcule d'une manière continue la vitesse consigne $v_{opt,i}(t)$ et la communique ensuite cette

vitesse au véhicule i pour qu'il l'adopte à chaque pas de temps. Dans cette deuxième approche, l'algorithme d'optimisation est exécuté au niveau du drone (voir Figure 4.2b) .

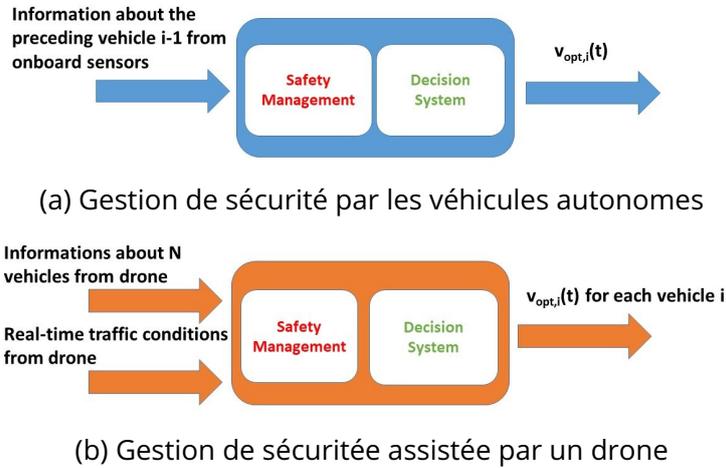


Figure 4.2 – Approches de gestion de sécurité dans un flux de circulation

4.3.3.2 Environnement de la simulation

Nous nous concentrons sur un flux aléatoire de $N = 10$ véhicules circulant sur une voie en ligne droite à l'approche d'une intersection avec feux de circulation. nous considérons que seuls N véhicules sont dans le champ de vision du drone. Le véhicule V_0 est le premier véhicule de la file, dans le sens de la circulation. Il part de la position $x = 0$. Chaque véhicule maintient une distance de sécurité par rapport au véhicule précédent au départ, avec des positions initiales données par $x_{\text{initi}} = -i \cdot (l + h \cdot v_{\text{init}0})$, où i est l'indice du véhicule. Les valeurs des autres paramètres sont fournies dans le 4.1.

Table 4.2 – Paramètres liés à la dynamique du véhicule

Notation	Valeur
g	9.8067 m.s^{-2}
$v_{\text{max}}, v_{\text{min}}$	$130, 0 \text{ km.h}^{-1}$
$a_{\text{max}}, a_{\text{min}}$	$0.7 \text{ g}, -1 \text{ g}$
h	2 s
l	8 m
δ_t	1 s

Les véhicules visent à assurer un trajet sécurisé sur une voie, sans collision. En d'autres termes, ils ont l'intention d'assurer un passage sûr dans cette zone urbaine à l'approche de l'intersection. Nous testons ces algorithmes dans un environnement MATLAB. La simulation évalue les performances des algorithmes SSO-NDA (Sequential Speed Optimization Without

any Drone Assistance) correspondant au scénario SC1, et CSO-WDA (Centralized Speed Optimization With Drone Assistance), correspondant au scénario SC2, dans ces conditions. Nous imposons un profil arbitraire mais réaliste du véhicule leader pour définir les conditions initiales pour la vitesse. Cette configuration nous permet d'observer comment chaque algorithme gère l'optimisation du trafic en temps réel dans un environnement contrôlé. Le profil de vitesse V_0 est illustré dans la Figure 4.3 avec des variations réalisables au vu de la dynamique du véhicule.

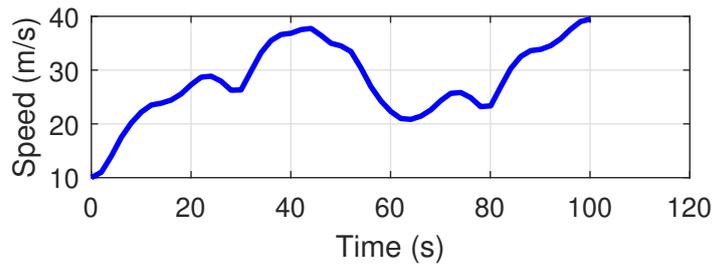


Figure 4.3 – Profil de vitesse de V_0

4.3.3.3 Implémentation des algorithmes

Algorithme sans intervention du drone : Approche séquentielle (SC1)

L'algorithme SSO-NDA illustre l'optimisation de la sécurité routière par un CAV.

Cet algorithme décrit le processus par lequel chaque véhicule autonome optimise sa vitesse de manière séquentielle en l'absence de drone. En effet, lorsque le véhicule i entre dans les phases d'optimisation, il utilise la position et la vitesse du véhicule précédent, qui a déjà optimisé sa vitesse. Le véhicule i , à l'aide du PSO, qui définit la fonction objective et les contraintes en fonction des paramètres initiaux et du comportement du véhicule précédent, détermine sa vitesse optimale. Après avoir obtenu la vitesse optimale, le véhicule i met à jour sa vitesse et calcule sa nouvelle position pour le prochain pas de temps. Dans cette approche, chaque véhicule agit de manière indépendante en fonction des données issues de ses capteurs embarqués et des informations du véhicule précédent ; l'optimisation est décentralisée, chaque véhicule optimise son comportement de manière séquentielle.

Algorithme avec intervention du drone : Approche centralisée (SC2)

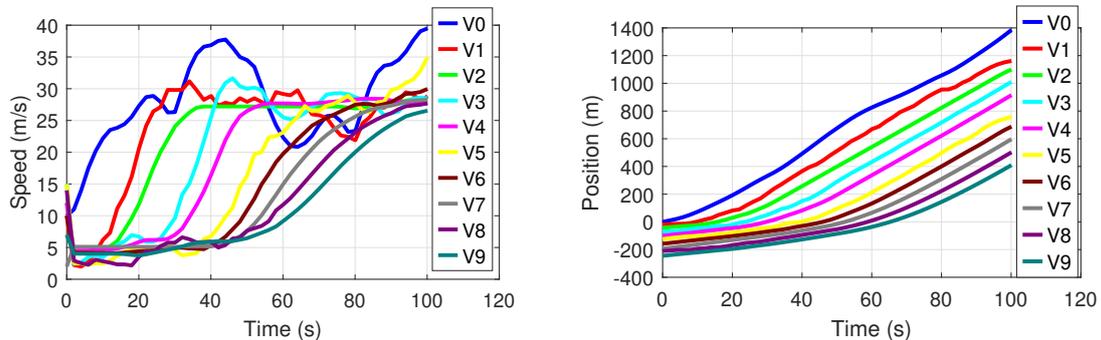
L'algorithme CSO-WDA illustre l'optimisation de la sécurité routière par un drone pour les véhicules conduits manuellement .

Cet algorithme détaille comment un drone gère l'optimisation de la vitesse des véhicules non automatisés dans sa zone de couverture. À chaque pas de temps t , le drone BA calcule les vitesses optimales pour chaque véhicule dans son champ de vision, en tenant compte de leurs interactions et contraintes. Le nombre maximal de véhicules pouvant être couverts par le drone

est déterminé par la longueur de couverture, et l'algorithme garantit que le nombre de véhicules N se situe dans cette limite maximale. Lorsqu'un véhicule entre dans $Z2$, le drone BA reçoit les dernières vitesses et positions de chaque véhicule du drone HA, en fonction de leur type de comportement dans $Z3$. À l'aide de ces informations, le drone initialise les positions et les vitesses des véhicules en entrée en $Z2$. Il utilise PSO pour déterminer les vitesses optimales. Une fois les vitesses optimales obtenues, le drone BA communique ses décisions de vitesse aux véhicules, qui, par conséquent, mettent ensuite à jour leurs vitesses et leurs positions dans le cas d'un taux d'acceptabilité élevé des conducteurs. Cette approche centralisée permet une optimisation coordonnée, avec le drone supervisant l'ensemble du trafic et ajustant les vitesses de tous les véhicules dans son champ de vision, visant une meilleure anticipation des actions de la file dans son ensemble.

4.3.3.4 Résultats et interprétation

Nous traçons les courbes de vitesse optimale au cours du temps pour les deux scénarios : gestion de la sécurité par des véhicules autonomes sans assistance de drone (voir Figure 4.4) et gestion de la sécurité assistée par le drone (voir Figure 4.5) pour les véhicules à conduite manuelle.

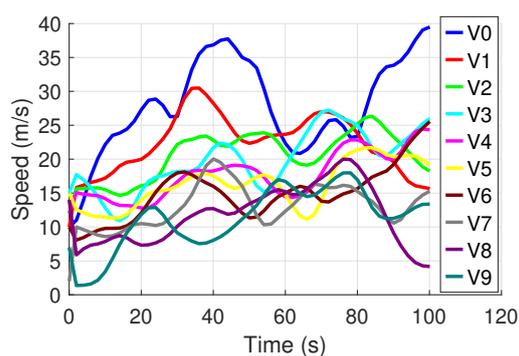


(a) Vitesses optimales calculées par les véhicules autonomes (b) Positions cumulées pour chaque véhicule

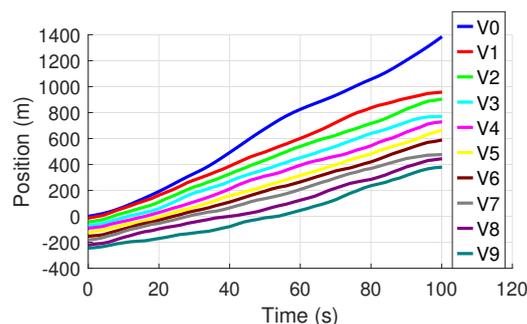
Figure 4.4 – Optimisation séquentielle sans assistance du drone (avec SSO-NDA)

L'analyse comparative des scénarios SSO-NDA et CSO-WDA révèle des différences distinctes en termes d'optimisation de la vitesse et de sécurité. Sans aucune assistance de drone, les profils de vitesse présentent des fluctuations et une variabilité importantes, le véhicule suivi (V0) suivant un profil préétabli, tandis que les véhicules suiveurs (V1 à V9) présentent des schémas de vitesse erratiques. Ce manque d'optimisation coordonnée de la vitesse entraîne des changements de vitesse brusques et des distances variables entre les véhicules, ce qui crée des défis pour maintenir des écarts de sécurité cohérents.

En revanche, le scénario CSO-WDA démontre des vitesses plus régulées sur tous les vé-



(a) Vitesses optimales calculées par le drone



(b) Positions cumulées pour chaque véhicule

Figure 4.5 – Optimisation centralisée assistée par le drone (avec CSO-WDA)

hicules, avec des transitions plus douces et des ajustements fréquents. Le drone facilite une stratégie de contrôle plus dynamique et plus réactive, permettant des ajustements de vitesse en temps réel et un mouvement de convoi cohérent. Cette optimisation dynamique garantit que chaque véhicule adapte sa vitesse en réponse à la fois au rythme du véhicule leader (suivi) et aux communications du drone, favorisant un comportement de convoi plus flexible et adaptatif dans le temps. Les positions cumulatives dans ce scénario montrent des augmentations plus synchronisées avec V0, garantissant que les distances de sécurité sont maintenues de manière plus cohérente. On peut retenir alors que l'intervention du drone permet une meilleure coordination, améliorant la gestion globale de la vitesse, l'efficacité et la sécurité.

4.4 Influence du délai d'acceptabilité sur l'optimisation

Dans cette section, et pour mieux étudier l'efficacité de l'approche centralisée, nous étudions l'impact d'un délai d'acceptabilité δ_{delay} dans la réception des consignes de vitesse optimale et leur application en temps réel, en nous concentrant sur V1 et V4. Pour analyser cet impact sur la stabilité du trafic et la sécurité routière, nous traçons l'écart type des vitesses des véhicules pour les deux scénarios : avec et sans délai. Dans le scénario retardé, le délai est appliqué à V1 ($\delta_{\text{delay}} = 1s$) et V4 ($\delta_{\text{delay}} = 3s$). Cela se traduit par le fait que les conducteurs respectifs de V1 et V4 ont une acceptabilité réduite par rapport aux autres conducteurs dans la file. Ce délai reflète la façon dont le conducteur accepte plus ou moins la décision du drone supposée être la meilleure et le temps qu'il met pour répondre à la demande. Cette analyse quantifie la variabilité de la vitesse et évalue l'impact du délai sur la stabilité et la sécurité globales du trafic. La Figure 4.6 illustre l'écart type des vitesses pour chaque véhicule, en comparant les deux scénarios.

Les résultats montrent que l'écart type des vitesses des véhicules est systématiquement plus élevé dans les scénarios avec retard, ce qui indique une plus grande variabilité et une stabilité

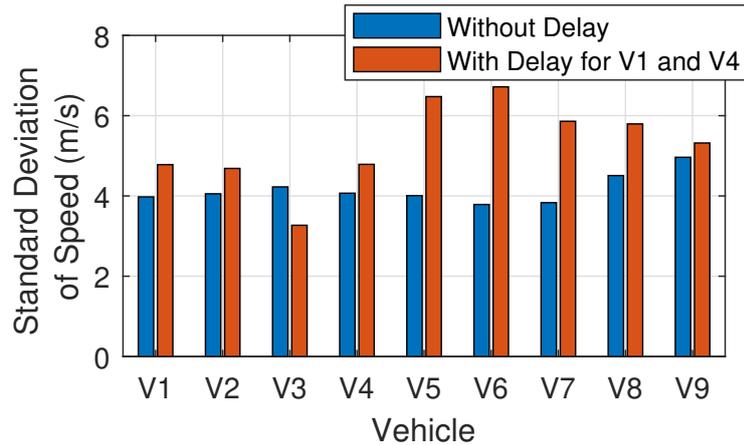


Figure 4.6 – Comparaison de l'écart type de vitesse (Sans délai et avec délai d'acceptabilité pour V1(1s) et V4(3s))

réduite du flux de trafic. Cette variabilité accrue implique que le retard dans l'acceptation des vitesses recommandées par le drone affecte la stabilité du trafic.

En conclusion, nous avons évalué les algorithmes SSO-NDA et CSO-WDA dans un environnement MATLAB et réalisé une étude comparative entre la gestion sans drone et l'approche assistée par drone. Cette analyse vise à démontrer l'efficacité de notre méthode centralisée utilisant un drone BA pour la gestion du trafic. Pour mieux mettre en œuvre notre approche, nous avons exploré l'impact d'un délai d'acceptabilité des instructions de vitesse optimale pour un seul véhicule et avons constaté que ce délai affecte le comportement des véhicules suiveurs, bien que l'approche reste réalisable. Nous avons démontré que la stratégie qui implique des drones est plus avantageuse que celle des capteurs embarqués dans les véhicules autonomes, car cette dernière améliore la sécurité routière grâce à une optimisation plus pertinente de la vitesse. Cette approche améliore non seulement la sécurité routière, mais elle offre également un potentiel de réduction de la consommation d'énergie des véhicules, ce qui fera l'objet de la section suivante.

4.5 Vers une circulation à la fois sécuritaire et économique

Dans la section précédente, nous avons principalement focalisé notre attention sur l'optimisation de la sécurité, en démontrant l'intérêt d'une approche centralisée pilotée par drone. Cette approche a montré son efficacité pour assurer la sécurité des véhicules en temps réel. Désormais, après avoir exploité les avantages de cette stratégie, nous élargissons notre horizon en incluant l'optimisation énergétique. Comme évoqué dans l'état de l'art dans le chapitre 1, les embouteillages peuvent augmenter la consommation de carburant jusqu'à 30% par rapport à une circulation fluide, en raison des arrêts et redémarrages fréquents ainsi que du temps passé

au ralenti, qui entraînent une consommation inefficace [46]. Une attention particulière doit donc être accordée à la consommation énergétique.

À l'approche d'une intersection, et toujours dans le cadre de l'approche centralisée par drone, l'objectif est de transmettre aux véhicules non seulement une consigne de vitesse axée sur la sécurité, mais aussi une consigne qui intègre simultanément les objectifs de réduction de consommation énergétique. Ainsi, le drone BA, en surveillant les véhicules dans son champ de vision, veille à proposer une conduite à la fois sécurisée et énergétiquement efficace, en fonction des conditions de circulation rencontrées.

4.5.1 Approches par pénalités versus approches par contraintes

Dans le contexte de l'optimisation, deux approches permettent de traiter des problèmes impliquant des contraintes : l'optimisation avec pénalités et l'optimisation sous contraintes. Ces approches diffèrent dans leur manière d'intégrer les exigences des contraintes dans la formulation d'un problème d'optimisation, et chacune a des avantages et des limites selon le contexte d'application.

4.5.1.1 Optimisation avec pénalités

L'optimisation avec pénalités consiste à intégrer les contraintes sous forme de termes pondérés supplémentaires dans la fonction de coût. Cela permet de convertir un problème d'optimisation sous contraintes en un problème d'optimisation sans contraintes explicites. Chaque contrainte est associée à une pénalité, qui augmente le coût global lorsque cette contrainte est violée [188, 189]. Ainsi, au lieu de respecter strictement une contrainte à chaque itération, le système est dissuadé de violer cette contrainte à travers l'ajout d'un coût proportionnel à la violation.

Ainsi, la fonction objectif J prend la forme suivante :

$$J = f(x) + \sum_{i=1}^m W_i \cdot g_i(x), \quad (4.9)$$

où :

- $f(x)$ représente l'objectif principal à minimiser
- $g_i(x)$ est une fonction qui mesure la violation de la contrainte i
- W_i est le coefficient de pénalisation associé à chaque contrainte, permettant de moduler l'importance de chaque violation.

Dans cette approche, la violation de chaque contrainte est mesurée par une fonction $g_i(x)$, souvent définie de manière à ce que :

- $g_i(x) = 0$ si la contrainte i est respectée,
- $g_i(x) > 0$ si la contrainte est violée.

L'utilisation des pénalités permet de simplifier la résolution du problème en convertissant les contraintes en termes ajoutés à la fonction objectif. Cette méthode est efficace lorsque le respect strict de toutes les contraintes n'est pas essentiel à chaque étape de l'optimisation ou lorsque l'objectif est de trouver un compromis entre plusieurs critères, tels que minimiser l'énergie et garantir une certaine sécurité.

L'une des principales lacunes de cette méthode réside dans la difficulté d'attribuer correctement les poids W_i et ainsi de nuancer l'importance de chaque violation. Si les pénalités sont mal harmonisées, l'algorithme d'optimisation peut ignorer certaines contraintes importantes ou, au contraire, se concentrer excessivement sur la satisfaction d'une contrainte au détriment de l'objectif principal. De plus, en l'absence de contraintes explicites, il est possible que les solutions obtenues ne respectent pas toujours les exigences strictes.

4.5.1.2 Optimisation sous contraintes

Contrairement à l'optimisation avec pénalités, l'optimisation sous contraintes strictes impose des bornes rigides sur les variables du problème. Ici, les contraintes doivent être respectées à chaque itération de l'algorithme d'optimisation, et la solution n'est considérée valide que si toutes les contraintes sont strictement respectées [190, 191].

La fonction objectif J est définie comme suit :

$$\text{Minimiser } J = f(x), \quad (4.10)$$

sous les contraintes :

$$g_i(x) \leq 0, \quad \forall i = 1, \dots, m, \quad (4.11)$$

où :

- $f(x)$ est la fonction objectif à minimiser.
- $g_i(x)$ représente les contraintes à respecter.

Dans ce cadre, chaque contrainte $g_i(x)$ doit impérativement être satisfaite : la solution est recherchée uniquement dans l'espace des solutions qui respectent toutes les contraintes à chaque itération.

L'un des avantages principaux de l'optimisation sous contraintes strictes est qu'elle garantit que la solution finale respecte rigoureusement toutes les contraintes imposées. Cela est fondamental dans le cas des applications sensibles, telles que la sécurité dans les systèmes de contrôle des véhicules, où des violations de contraintes pourraient entraîner des risques et des situations accidentogènes.

Cette approche peut être plus difficile à résoudre, surtout si le nombre de contraintes est élevé ou si les contraintes sont non linéaires. L'algorithme d'optimisation peut avoir du mal à explorer efficacement l'espace de recherche si celui-ci est fortement restreint par les contraintes

ou encore si le nombre de variables est élevé. De plus, il existe un risque plus élevé de convergence vers des minima locaux.

Le choix entre l'optimisation avec pénalités et l'optimisation sous contraintes strictes dépend de plusieurs facteurs, notamment :

- **La nature des contraintes** : Si certaines contraintes doivent impérativement être respectées (par exemple, ne jamais dépasser une vitesse limite pour des raisons de sécurité), l'optimisation sous contraintes strictes est préférable.
- **Le besoin de flexibilité** : Lorsque des violations modérées des contraintes peuvent être tolérées en échange d'une meilleure performance globale (par exemple, une légère violation de l'accélération pour minimiser fortement la consommation énergétique), l'optimisation avec pénalités peut être plus adaptée.
- **La complexité de la résolution** : L'optimisation sous contraintes strictes peut être plus coûteuse en termes de temps de calcul et peut nécessiter des algorithmes plus sophistiqués, comme les méthodes de points intérieurs ou SQP. Ceci est d'autant plus sensible pour des applications en temps réel.

Dans le travail de la thèse, ces deux approches seront explorées pour formuler la fonction d'objectif formulée sur des critères sécuritaires et énergétiques. Une première formulation avec toutes les contraintes pénalisées sera comparée à une deuxième formulation avec les contraintes imposées afin d'évaluer leur impact respectif sur les performances du système.

4.5.2 Problème d'optimisation multi-objectif pénalisé

4.5.2.1 Fonction objectif avec pénalités

L'objectif ici est de formuler un problème d'optimisation pour minimiser à la fois la consommation énergétique des véhicules tout en garantissant le respect des contraintes liées à la sécurité, au confort et à la dynamique des véhicules. Dans cette section, cette optimisation se fait en intégrant des pénalités pour les violations de contraintes dans la fonction objectif. Dans le reste du manuscrit, on définit N_{steps} comme le nombre de pas de temps et N comme le nombre de véhicules. La fonction objectif que nous cherchons à minimiser s'écrit de la manière suivante :

$$J = \alpha \cdot \sum_{i=1}^N E_{\text{total},i} + \beta \cdot \sum_{i=1}^N \text{SM}_{\text{total},i} + \sum_{i=1}^N (W_1 \cdot P_{\text{vitesse},i} + W_2 \cdot P_{\text{accélération},i} + W_3 \cdot P_{\text{jerk},i}) \quad (4.12)$$

où $E_{\text{total},i}$ représente la consommation énergétique totale des véhicules, $\text{SM}_{\text{total},i}$ la somme des violations des marges de sécurité, $P_{\text{vitesse},i}$, $P_{\text{accélération},i}$, $P_{\text{jerk},i}$ sont les pénalités associées à la vitesse, l'accélération, le jerk et la distance inter-véhiculaire pour chaque véhicule i , W_1, W_2, W_3 sont les coefficients de pondération pour ajuster l'importance de chaque pénalité, et α et β sont les coefficients pondérant respectivement l'énergie et la sécurité.

la fonction objective J est conçue pour être sans unité, car les différents termes sont normalisés. Cela permet de comparer et de combiner des critères de natures différentes, tels que la consommation énergétique et les pénalités liées à la sécurité, dans une même formulation équilibrée et cohérente.

Pour introduire les pénalités de manière rigoureuse et exploiter leur impact dans la formulation, nous détaillons chaque terme afin de clarifier comment ces pénalités sont calculées et appliquées à chaque violation de contrainte, assurant ainsi une prise en compte complète des critères de sécurité, de confort et de performance dans l'optimisation.

Pénalité sur la vitesse :

$$P_{\text{vitesse},i} = \frac{1}{v_{\max}^2} \sum_{t=1}^{N_{\text{steps}}} (\max(0, v_i(t) - v_{\max}))^2 + (\max(0, v_{\min} - v_i(t)))^2 \quad (4.13)$$

avec N_{steps} est le nombre de pas de calcul du temps

Cette pénalité est appliquée lorsque la vitesse $v_i(t)$ du véhicule i dépasse les limites de vitesse spécifiées. Si $v_i(t)$ est supérieure à v_{\max} ou inférieure à v_{\min} , une pénalité quadratique est infligée. Cette pénalisation quadratique permet une correction progressive et efficace des violations, tout en assurant une différentiabilité favorable à l'optimisation. Cette pénalisation assure que la vitesse du véhicule reste dans la plage de sécurité. La normalisation par v_{\max}^2 permet d'obtenir une fonction objective sans unité. Elle garantit une homogénéité dans la fonction objective, reflétant l'importance critique de la vitesse maximale pour la sécurité routière."

Pénalité sur l'accélération :

$$P_{\text{accélération},i} = \frac{1}{a_{\max}^2} \sum_{t=1}^{N_{\text{steps}}} (\max(0, a_i(t) - a_{\max,i}))^2 + (\max(0, a_{\min,i} - a_i(t)))^2 \quad (4.14)$$

Cette pénalité intervient lorsque l'accélération du véhicule $a_i(t)$ dépasse les limites maximale $a_{\max,i}$ ou minimale $a_{\min,i}$. L'objectif est de garantir des accélérations contrôlées pour améliorer le confort et la sécurité. La pénalité est normalisée par rapport à a_{\max}^2 .

Pénalité sur le jerk :

$$P_{\text{jerk},i} = \frac{1}{j_{\max}^2} \sum_{t=1}^{N_{\text{steps}}} (\max(0, j_i(t) - j_{\max,i}))^2 + (\max(0, j_{\min,i} - j_i(t)))^2 \quad (4.15)$$

Le jerk, défini comme la dérivée de l'accélération, est également pénalisé lorsqu'il dépasse les limites $j_{\max,i}$ ou $j_{\min,i}$. Une variation brusque d'accélération affecte le confort des passagers et peut être dangereuse synonyme d'un jerk élevé, c'est pourquoi cette pénalité est nécessaire. Elle est aussi normalisée par j_{\max}^2 pour être cohérente avec les autres termes.

4.5.2.2 Modèle de Consommation Énergétique

On fait recours au modèle de consommation énergétique Virginia Tech Comprehensive Power-based Fuel Consumption Model (VT-CPFM), présenté dans le chapitre 1 et détaillé dans ces études [43, 44]. On rappelle que la Tunisie fait principalement circuler des véhicules thermiques dans ses routes. Nous exprimons la consommation énergétique $E(t, i)$ pour chaque véhicule i à l'instant t donnée par :

$$E(t, i) = \begin{cases} (\alpha_0 + \alpha_1 \cdot P_i(t) + \alpha_2 \cdot P_i(t)^2) \cdot \Delta t, & \text{si } P_i(t) \geq 0 \\ \alpha_0 \cdot \Delta t, & \text{si } P_i(t) < 0 \end{cases} \quad (4.16)$$

où $P_i(t)$ est la puissance consommée par le véhicule i au temps t , α_0 , α_1 , et α_2 sont des coefficients du modèle énergétique et Δt est l'intervalle de temps entre deux étapes de calcul.

Calcul de la puissance $P_i(t)$

La puissance $P_i(t)$ pour le véhicule i dépend de la résistance totale R , l'accélération instantanée $a_i(t)$, et la vitesse courante $v_i(t)$. Elle est calculée comme suit :

$$P_i(t) = \frac{(R + 1.04 \cdot m \cdot a_i(t))}{3600 \cdot \eta_d} \cdot v_i(t) \quad (4.17)$$

où R est la résistance totale (la somme des différentes résistances qui s'opposent au mouvement du véhicule), m est la masse du véhicule (en kg) et η_d est le rendement du moteur. La résistance totale R est la somme de trois types de résistances :

$$R = R_a + R_{rl} + R_G \quad (4.18)$$

— **Résistance aérodynamique R_a** : Il s'agit de la résistance due à la pénétration dans l'air du véhicule, qui dépend du carré de la vitesse $v_i(t)$, calculée par :

$$R_a = \frac{\rho}{25.92} \cdot S \cdot C_h \cdot C_d \cdot v_i(t)^2 \quad (4.19)$$

où ρ est la densité de l'air au niveau de la mer à une température de 15°C, S est la surface frontale projetée du véhicule (en mètres carrés), C_d est le coefficient de traînée du véhicule (sans unité). C_h est un facteur de correction pour l'altitude (sans unité) et est calculé comme $(1 - 0,085 \cdot H)$, où H est l'altitude en kilomètres.

— **Résistance au roulement R_{rl}** : La résistance liée au contact des pneus avec la route est donnée par :

$$R_{rl} = m \cdot g \cdot \left(\frac{C_r}{1000} \right) \cdot (c_1 \cdot v_i(t) + c_2) \quad (4.20)$$

où g est l'accélération de la pesanteur (9.81 m/s²), C_r , c_1 , et c_2 sont des paramètres de résistance au roulement qui varient en fonction du type de surface de la route, de

l'état de la route et du type de pneus du véhicule.

- **Résistance à la pente** R_G : Cette résistance est liée à l'inclinaison de la route, et elle est calculée par :

$$R_G = m \cdot g \cdot \sin(\theta(t)) \quad (4.21)$$

où $\theta(t)$ est l'angle d'inclinaison dans la direction longitudinale.

4.5.2.3 Formulation du problème

La sécurité entre les véhicules est assurée par une contrainte sur la marge de sécurité, développée dans l'équation 4.3, cette formulation permet de garantir que les marges de sécurité requises entre les véhicules sont respectées. Si ces marges sont violées, une pénalité est appliquée dans la fonction objectif.

La fonction objectif finale peut être exprimée de la manière suivante :

$$J = \alpha \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{t=0}^{N_{\text{steps}}} E(t, i) + \beta \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{t=0}^{N_{\text{steps}}} P_{\text{sécu},i}(t) \quad (4.22)$$

$$+ \sum_{i=1}^N \sum_{t=0}^{N_{\text{steps}}} (W_1 \cdot P_{\text{vitesse},i}(t) + W_2 \cdot P_{\text{accélération},i}(t) + W_3 \cdot P_{\text{jerk},i}(t))$$

avec $P_{\text{sécu},i}(t)$ est la pénalisation sur la marge de sécurité.

$$P_{\text{sécu},i}(t) = \frac{1}{(l + h \cdot v_{\text{max}})^2} \sum_{t=1}^{N_{\text{steps}}} (\max(0, SM_{\text{min}} - SM_i(t)))^2 \quad (4.23)$$

Le problème d'optimisation pénalisé s'écrit alors comme : Minimiser J , sous réserve de la fonction de coût ci-dessus, qui intègre la consommation énergétique, les pénalités sur la sécurité et d'autres contraintes comme la vitesse, l'accélération, le jerk et la distance inter-véhiculaire.

4.5.3 Problème d'optimisation multi-objectif sous contraintes

4.5.3.1 Fonction Objectif

Après avoir présenté une première formulation avec pénalités, nous allons maintenant aborder le même problème en imposant explicitement les contraintes sur la vitesse, l'accélération, le jerk et la distance inter-véhiculaire. Cette approche permet de s'assurer que les contraintes sont strictement respectées tout au long du processus d'optimisation, tout en maintenant l'équilibre entre la consommation énergétique et la sécurité. Dans ce cas la fonction objectif s'écrit comme :

$$J = \alpha \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{t=0}^{N_{\text{steps}}} E(t, i) + \beta \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{t=0}^{N_{\text{steps}}} P_{\text{sécu},i}(t) \quad (4.24)$$

4.5.3.2 Contraintes associées au problème

Les contraintes prises en compte dans ce problème sont les mêmes que celles abordées précédemment. En complément de ces contraintes, nous proposons d'ajouter une contrainte sur le *jerk* (variation de l'accélération). Cela garantit non seulement un meilleur confort pour les passagers et une usure réduite des composants mécaniques du véhicule, mais contribue également à une meilleure gestion de l'énergie, en évitant des variations excessives dans la consommation. Le *jerk* est défini comme la dérivée seconde de la vitesse par rapport au temps, et sa contrainte est formulée ainsi :

$$j_{\min,i} \leq \frac{d^2 v_i(t)}{dt^2} \leq j_{\max,i} \quad \forall t, \forall i \quad (4.25)$$

L'ajout de cette contrainte permet de limiter les à-coups et de maintenir une dynamique de conduite fluide, essentielle pour le confort et la sécurité dans des scénarios d'accélération et de décélérations successives.

4.5.3.3 Formulation du problème

On suppose que tous les véhicules ont les mêmes caractéristiques techniques (puissance moteur, masse, type de pneus, aérodynamique, et système de freinage), et donc partagent les mêmes limites d'accélération minimale et maximale ainsi que les mêmes limites de *jerk*. Le problème d'optimisation sous contraintes s'écrit alors :

$$\min J \quad \text{sous les contraintes} \quad \begin{cases} v_{\min} \leq v_i(t) \leq v_{\max} & \forall t, \forall i \\ a_{\min} \leq \frac{dv_i(t)}{dt} \leq a_{\max}, & \forall t, \forall i \\ j_{\min} \leq \frac{d^2 v_i(t)}{dt^2} \leq j_{\max} & \forall t, \forall i \end{cases} \quad (4.26)$$

4.5.4 Méthodes d'optimisation dans le cadre du problème multi-objectif

Après avoir formulé deux versions possibles de notre problème multi-objectif, l'enjeu ne réside pas dans la comparaison directe des formulations elles-mêmes, car elles convergent vers des objectifs similaires : garantir à la fois la sécurité des usagers tout en optimisant la consommation énergétique des véhicules. La distinction majeure se fera plutôt dans l'évaluation des méthodes d'optimisation employées pour résoudre ces PO.

Le but est de transmettre une consigne de vitesse proactive et adaptée à chaque véhicule,

via les drones. Cette consigne doit permettre une conduite à la fois sécurisée et économe en énergie, tout en garantissant une rapidité de calcul et un respect strict des contraintes liées à la dynamique des véhicules.

Le scénario de référence utilisé pour évaluer l'efficacité des différentes méthodes d'optimisation dans notre contexte est celui décrit dans la section 4.3.3.1, où un drone BA survole l'approche d'une intersection pour surveiller et gérer le trafic. Les hypothèses de travail ainsi que les paramètres d'entrée, y-compris le profil de vitesse imposé pour le véhicule leader V_0 , demeurent inchangés pour l'ensemble des simulations présentées (Voir 4.2). Les valeurs limites du jerk sont fixées à 2 m/s^3 et -2 m/s^3 , afin de contrôler les variations brusques d'accélération et de garantir le confort et la sécurité des passagers. Les paramètres du modèle de consommation énergétique sont illustrés dans le 4.3.

Paramètre	Valeur	Unité
S	2.2	m^2
C_d	0.32	-
C_h	0.915	-
C_r	0.020	-
c_1	0.01	h/km
c_2	1	-
m	1100	kg
g	9.8067	m/s^2
η_d	0.85	-
$\sin(\theta(t))$	0.01	-
α_0	0.00042581	-
α_1	0.000025331	-
α_2	0.000001	-

Table 4.3 – Paramètres pour le modèle de consommation énergétique.

Ce cadre de simulation permet de comparer les performances des méthodes d'optimisation dans des conditions réalistes, en tenant compte des spécificités dynamiques des véhicules, ainsi que des contraintes liées à la sécurité et à l'optimisation énergétique.

4.5.5 PSO dans le cadre du PO pénalisé

En premier lieu, nous faisons appel à la méthode PSO pour résoudre le problème d'optimisation énergétique et sécuritaire. Comme démontré précédemment dans le cadre de l'optimisation axée uniquement sur la sécurité, cette méthode présente l'avantage d'une grande rapidité de convergence, permettant ainsi au drone BA de transmettre en temps réel une consigne de vitesse optimisée en termes de sécurité et de consommation énergétique. De plus, PSO a la capacité de trouver des solutions globales qui peuvent, dans certaines situations, satisfaire l'ensemble des contraintes du problème. Toutefois, dans un contexte plus complexe, avec des contraintes

supplémentaires telles que celles liées à la dynamique du véhicule (vitesse, accélération, jerk, distance inter-véhiculaire), il est essentiel de tester la robustesse de cette méthode. L'enjeu est de vérifier si le PSO peut non seulement converger rapidement mais également fournir une solution qui respecte strictement toutes les contraintes imposées, tout en répondant aux exigences élevées d'un scénario en temps réel.

A présent, nous allons tester différentes combinaisons de pondérations afin d'identifier celles qui permettent d'atteindre un compromis optimal entre la sécurité et la consommation énergétique. Ces tests permettent de déterminer quels jeux de coefficients α , β , W_1 , W_2 et W_3 produisent les résultats les plus efficaces en fonction des scénarios définis. Les coefficients sont attribués de manière à ce que la somme des poids soit égale à 1.

Priorisation à la consommation énergétique

Une première combinaison consiste à accorder une priorité à la minimisation de la consommation énergétique, en attribuant un poids plus important à l'énergie dans la fonction objective par rapport aux autres critères comme l'illustre le 4.4.

α	β	W_1	W_2	W_3
0.6	0.1	0.1	0.1	0.1

Table 4.4 – des coefficients pour l'énergie prioritaire

On commence par présenter les profils de vitesse optimaux, ainsi que les positions cumulées associées dans la Figure 4.7. Cette représentation des positions permet de voir comment la distance intervéhiculaire varie au cours du temps en fonction des priorités attribuées aux différents critères d'optimisation. **Il est à noter qu'on n'optimise pas le profil de conduite du véhicule leader V0.**

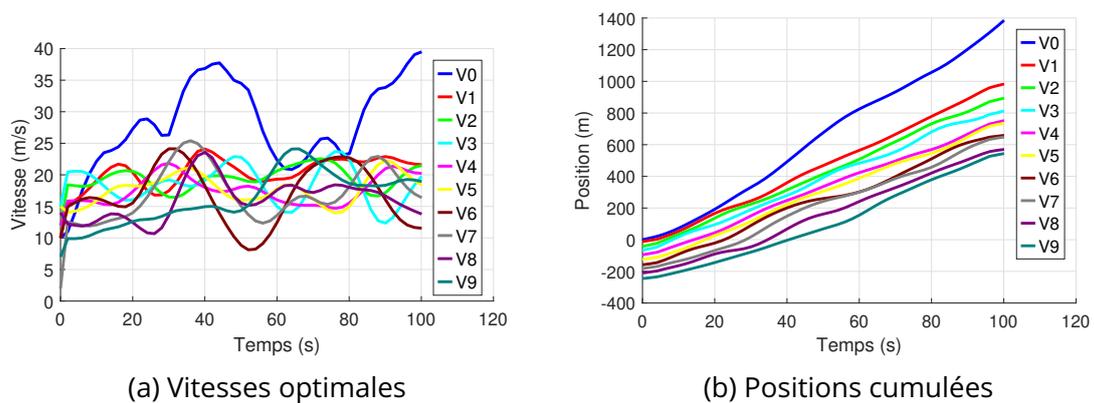


Figure 4.7 – Résultats pour $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.1$, $W_1 = 0.1$, $W_2 = 0.1$, $W_3 = 0.1$

En attribuant un coefficient de $\alpha = 0.6$ pour l'énergie, contre des coefficients plus faibles ($\beta = 0.1$ pour la sécurité et $W_1 = 0.1$ pour la vitesse), les courbes des vitesses optimales

illustrées dans la Figure 4.7a, montrent que la contrainte du respect de la vitesse réglementaire ($36 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$) est respectée. Les vitesses optimales sont stables et révèlent un comportement fluide. En outre, les positions cumulées associées à ces vitesses optimales (Voir Figure 4.7b) des véhicules montrent que les véhicules dont on optimise le comportement, se détachent du véhicule leader V0, qui lui n'est pas optimisé. En outre, ces positions cumulées sont parfois proches les unes des autres, ce qui indique que la distance inter-véhiculaire et la marge de sécurité sont moins rigoureusement respectées. Cela est dû à la faible pondération attribuée à β responsable du maintien des distances de sécurité. Ce comportement traduit un compromis fait en faveur de la réduction de la consommation énergétique, au détriment de la sécurité stricte et du respect des contraintes dynamiques des véhicules.

On s'intéresse également à la représentation des consommations énergétiques instantanées de chaque véhicule, dont on optimise le comportement (voir Figure 4.8). Ce choix de représentation est motivé par le besoin pour le drone de fournir, en continu, des instructions de vitesse précises à chaque instant. Cette représentation permet de visualiser comment ces consommations évoluent en fonction des priorités attribuées aux différents critères d'optimisation.

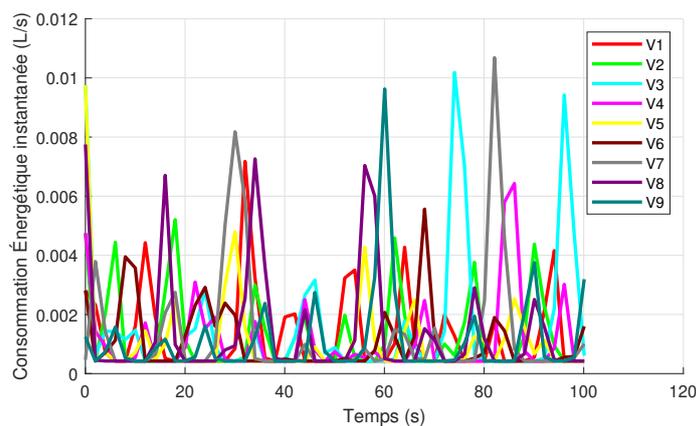


Figure 4.8 – Consommation énergétique instantanée pour chaque véhicule pour $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.1$, $W_1 = 0.1$, $W_2 = 0.1$, $W_3 = 0.1$

La figure 4.8 présente les consommations énergétiques instantanées moyennes pour l'ensemble cumulé de la file des véhicules, estimées à environ 0.00128 L/s soit environ 4.61 L/h . Ce niveau de consommation est légèrement inférieur à la moyenne typique observée pour des véhicules en vitesse de croisière, qui se situe généralement entre 5 et 7 L/h . Ce résultat met en lumière l'efficacité de l'approche, permettant d'obtenir une consommation énergétique réaliste tout en restant optimisée, sans pour autant compromettre les performances attendues en conduite stabilisée.

Priorisation à la sécurité routière

Une deuxième combinaison consiste à prioriser la sécurité, notamment dans un contexte de

trafic dense où les interactions entre véhicules sont fréquentes et potentiellement risquées. Dans ce cas, il est essentiel d'augmenter les poids associés à la marge de sécurité entre les véhicules. Cela garantit que la distance minimale de sécurité est strictement respectée, réduisant ainsi le risque de collisions. Bien que l'optimisation de la consommation énergétique soit toujours prise en compte, elle est reléguée au second plan par rapport à la sécurité.

α	β	W_1	W_2	W_3
0.1	0.6	0.1	0.1	0.1

Table 4.5 – des coefficients pour sécurité prioritaire

De même, on représente les profils de vitesse optimaux, les positions cumulées associées dans la Figure 4.9, ainsi que les consommations énergétiques instantanées dans ce cas particulier dans la Figure 4.10.

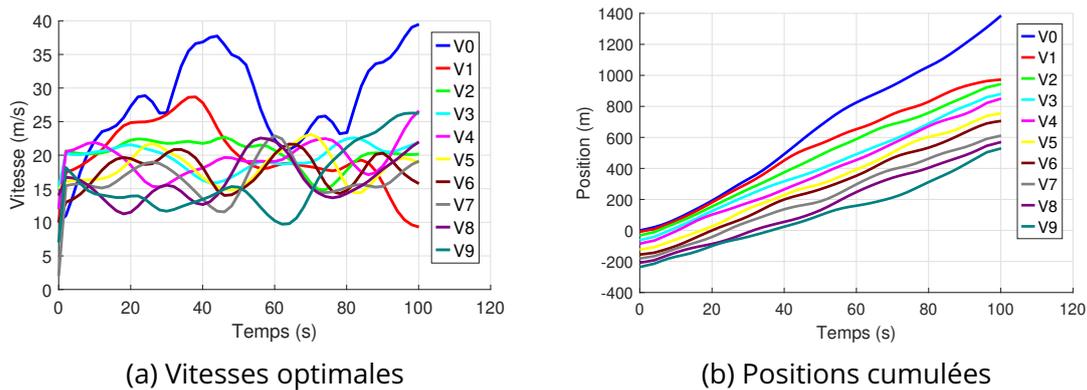


Figure 4.9 – Vitesses optimales et positions cumulées associées pour $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.6$, $W_1 = 0.1$, $W_2 = 0.1$, $W_3 = 0.1$

Au vu de la Figure 4.9b, on remarque qu'en priorisant la sécurité, les distances inter-véhiculaires ainsi que les marges de sécurité entre les véhicules sont mieux respectées au cours du temps par rapport au cas précédent, garantissant ainsi l'absence de collisions. Bien que les véhicules soient relativement proches les uns des autres, la pondération attribuée à β n'est pas maximale, ce qui réduit légèrement les écarts mais sans compromettre la sécurité dans ce cas.

En ce qui concerne la consommation énergétique, la Figure 4.10 illustre son évolution en fonction du temps. La consommation moyenne sur l'ensemble de la file de véhicules atteint environ 0.0019 L/s, soit une augmentation de 48.44% par rapport au cas où l'optimisation de l'énergie est priorisée (voir Figure 4.8). Ce résultat est attendu, reflétant l'impact du compromis effectué pour favoriser la sécurité, car l'accent mis sur la sécurité peut entraîner des ajustements de vitesse moins intéressants en termes d'efficacité énergétique.

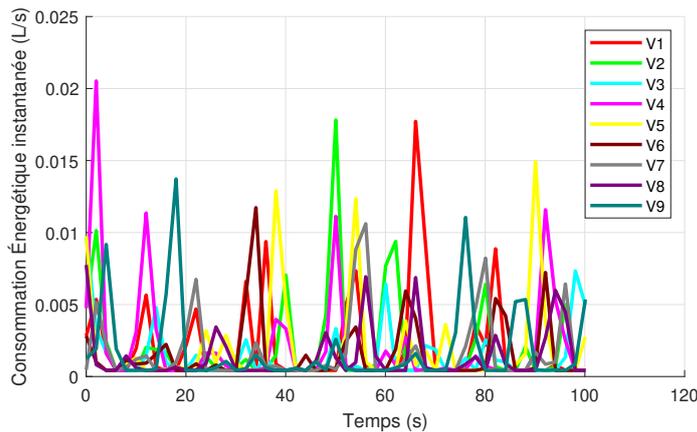


Figure 4.10 – Consommation énergétique instantanée pour chaque véhicule pour $\alpha = 0.1$, $\beta = 0.6$, $W_1 = 0.1$, $W_2 = 0.1$, $W_3 = 0.1$

4.5.6 Optimisation par SQP

Dans les travaux antérieurs, réalisés par l'équipe encadrante de cette thèse au sein des laboratoires : LIVIC (Laboratoire sur les Interactions Véhicule-Infrastructure-Conducteur), l'IBISC (Informatique, Bio Informatique et Systèmes Complexes), ainsi qu'en collaboration avec l'IFSTTAR (Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux), la méthode de SQP a été utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation similaires [192, 193, 194, 37].

Ces travaux ont considéré un modèle dynamique de véhicule incluant des variables comme la vitesse, l'accélération longitudinale, le couple moteur et le rapport de boîte de vitesses. L'objectif principal était l'optimisation de la consommation de carburant, en prenant en compte des contraintes strictes liées à la dynamique du véhicule. Le système d'équations, basé sur des variables mécaniques telles que le couple de freinage et la masse du véhicule, a été formulé en un problème d'optimisation, où les contraintes incluaient les vitesses, accélérations, et jerk, similaires à celles que nous utilisons.

Cependant, Luu, dans ses travaux, a démontré que bien que la méthode SQP permette de respecter rigoureusement toutes les contraintes imposées, celle-ci présente des limitations importantes. D'abord, SQP est une méthode d'optimisation indirecte, très sensible aux conditions initiales. Cela nécessite une connaissance préalable de la trajectoire optimale, une condition difficilement réalisable dans le cadre d'une application en temps réel comme la nôtre. De plus, cette méthode est gourmande en temps de calcul, ce qui limite son applicabilité dans des contextes nécessitant une réactivité immédiate. Pour pallier ces limitations, Luu a tenté de contourner le problème en transformant le modèle dépendant du temps en un modèle dépendant de la distance, afin de réduire la complexité et le temps de calcul. Malgré les ajustements apportés

à la méthode SQP, elle reste inadaptée à notre objectif de communication en temps réel des consignes de vitesse via un drone, où la rapidité d'exécution est indispensable.

C'est pour ces raisons que nous n'avons pas retenu la méthode SQP dans notre approche. Bien que ses résultats aient été probants dans des travaux antérieurs, elle ne répond pas aux exigences de notre étude qui imposent des contraintes de calcul rapide et de flexibilité en temps réel. L'hybridation de méthodes plus légères, comme le PSO, combiné à une méthode plus rapide pour la résolution des contraintes, semble être une alternative plus prometteuse dans notre cas de figure.

4.5.7 Approche hybride : PSO supplétée par une méthode déterministe

Sur la base des résultats obtenus, il est clair que l'utilisation du PSO seul ne permet pas toujours de respecter strictement toutes les contraintes imposées dans notre problème d'optimisation. Cependant, cette méthode n'est pas conçue pour gérer rigoureusement des contraintes strictes, notamment dans le cas de problèmes complexes comme le nôtre, qui inclut des limites sur la vitesse, l'accélération, le jerk et la distance inter-véhiculaire. Le PSO pénalise ces violations, mais cela n'assure pas nécessairement le respect exact des contraintes.

Dans notre cas, la contrainte relative à la distance inter-véhiculaire, qui vise à éviter les collisions, peut être partiellement violée si le poids de la pénalité associé β n'est pas suffisamment élevé. Cependant, augmenter excessivement ce poids risque de déséquilibrer l'optimisation en favorisant cette contrainte au détriment d'autres objectifs, tels que la réduction de la consommation énergétique. Cette problématique illustre les limites du PSO seul dans des environnements où le respect strict des contraintes est essentiel.

Par ailleurs, en s'appuyant sur les études précédentes de l'équipe encadrante, l'application du SQP seul se révèle très lente dans notre contexte, bien que cette méthode garantisse une solution respectant rigoureusement l'ensemble des contraintes. Cela s'explique par la nature séquentielle de la méthode SQP, qui, bien que performante pour des ajustements fins, devient inefficace pour explorer rapidement l'espace de solutions d'un problème de grande dimension.

C'est dans ce contexte que nous proposons une approche hybride en deux étapes qui exploite les avantages des deux méthodes tout en cherchant à combler autant que possible les lacunes propres à chacune.

À l'origine, l'idée de départ était de tester l'approche hybride en combinant PSO avec SQP. Cependant, après des tests de simulation et en raison de la lenteur de SQP, nous avons opté pour une méthode de nature similaire, déterministe et capable de remplir le même rôle, à savoir la méthode des points intérieurs. Cette méthode présente des caractéristiques comparables à celles de SQP, notamment en termes de rigueur dans le respect des contraintes, tout en étant plus rapide pour des problèmes de grande dimension.

La stratégie mise en place consiste, ainsi, à utiliser d'abord le PSO pour explorer rapidement l'espace de solutions et converger vers une solution générale optimisant l'énergie et la sécurité. Les autres contraintes dynamiques (vitesse, accélération, jerk) sont vérifiées dans le script principal, mais ne sont pas directement gérées par le PSO. À chaque pas de temps, si une contrainte est violée, la méthode des points intérieurs est activée pour affiner localement la solution et garantir le respect strict de cette contrainte. Ainsi, l'utilisation de la méthode des points intérieurs est limitée aux cas seulement nécessaires, ce qui réduit le temps de calcul tout en assurant que la solution finale respecte les exigences en matière de sécurité, de consommation énergétique et de dynamique des véhicules.

L'approche hybride que nous présentons, se distingue par une double hybridation : non seulement les méthodes d'optimisation combinent PSO et points intérieurs pour gérer efficacement la résolution globale et les ajustements locaux sous contraintes, mais la formulation même de l'optimisation diffère selon les méthodes. Avec PSO, une formulation pénalisée est utilisée pour modéliser les objectifs de l'optimisation dans la fonction objectif, tandis que les points intérieurs résolvent ponctuellement un problème d'optimisation sous contraintes explicites en cas de violation d'une contrainte. Pour l'application de PSO, les coefficients de pondération sont fixés à $\alpha = 0,5$ et $\beta = 0,5$, assurant ainsi un équilibre entre les objectifs d'optimisation pour un compromis efficace entre sécurité et consommation énergétique.

La Figure 4.11 illustre la variation au cours du temps, des vitesses et des positions cumulées associées ; en appliquant l'approche d'optimisation hybride.

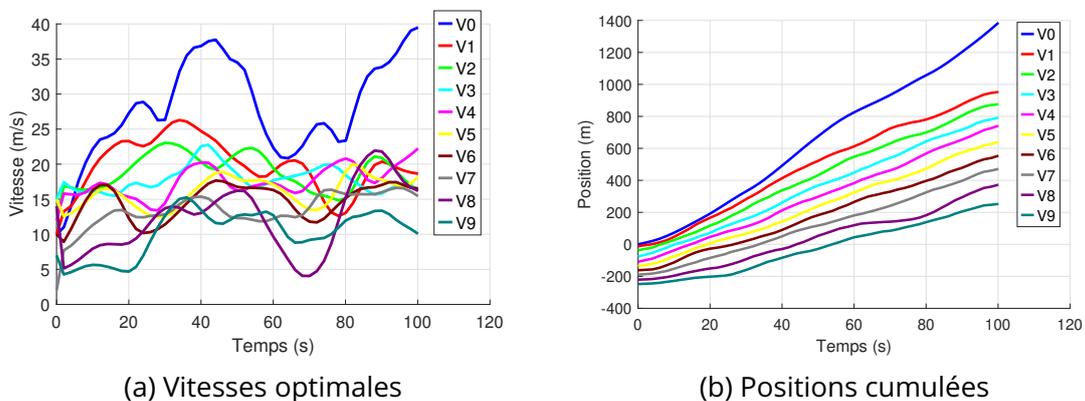


Figure 4.11 – Vitesses optimales et positions cumulées associées avec l'approche hybride

D'après la Figure 4.11a, on observe que les vitesses respectent la vitesse réglementaire imposée. Les vitesses optimales sont fluides, sans variations abruptes ni grandes fluctuations, maintenant ainsi une conduite correcte. En outre, la Figure 4.11b, montre que les distances inter-véhiculaires sont maintenues, garantissant une marge de sécurité conforme pour chaque véhicule, dont on optimise le comportement, tout au long de leur progression et assurant un

espacement cohérent entre les véhicules sans perturber le flux de circulation.

La Figure 4.12 présente la consommation énergétique instantanée des véhicules obtenue avec l'approche d'optimisation hybride. Cette consommation est comparable à celle observée lorsque la priorité était donnée à l'énergie avec l'utilisation exclusive de PSO. Bien que, dans ce cas, l'énergie ne soit pas priorisée par rapport à la sécurité ($\alpha = \beta = 0.5$), les résultats montrent une amélioration de 18.87% en consommation énergétique moyenne, avec une consommation moyenne de 0.00104 L/s équivalente à 3.74 L/h pour l'ensemble des véhicules. Ces résultats soulignent l'efficacité notable de l'approche hybride, permettant d'atteindre un compromis performant entre les objectifs de sécurité et de consommation énergétique.

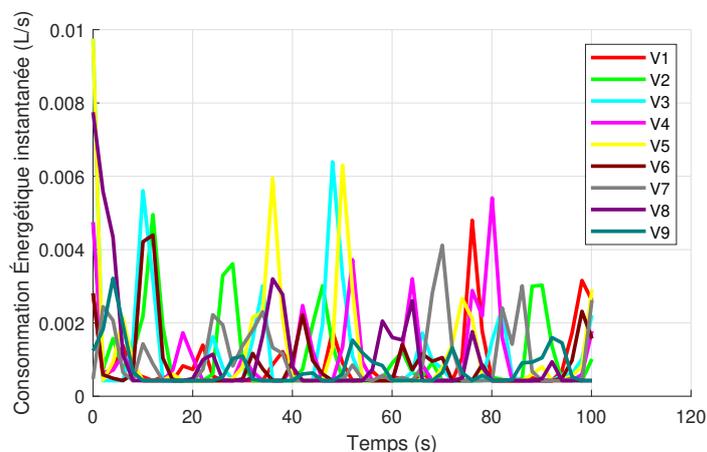


Figure 4.12 – Consommation énergétique instantanée pour chaque véhicule avec l'approche hybride

On peut conclure que, bien que la simulation reste relativement lente, elle est néanmoins plus rapide que celle pour laquelle on utilise une méthode déterministe seule comme SQP. Par ailleurs, les points avantageux de cette approche apparaissent dans le fait qu'elle parvient à mieux concilier les objectifs fixés dans le problème d'optimisation et les contraintes imposées.

4.6 Comparaison des méthodes et Discussion

Dans le 4.6, on réalise une étude comparative à travers un résumé des performances des méthodes d'optimisation abordées précédemment pour résoudre le problème d'optimisation énoncé sous deux versions : pénalisé et sous contraintes.

À la lumière de ce qui précède et du comparatif, le PSO se distingue par son efficacité en termes de temps de calcul et sa capacité à satisfaire globalement les contraintes, bien qu'il ne les respecte pas toujours toutes de manière stricte.

Quant à la deuxième méthode, reposant sur le recours à la SQP, elle converge vers une solution déterministe qui satisfait strictement toutes les contraintes imposées. Toutefois, elle

Méthode	Nature	Temps de calcul	Respect des contraintes	Convergence
PSO	métaheuristique	Rapide	Parfois partiel	Bonne
SQP	déterministe	Très lente	Complet	Très bonne
Approche Hybride	combinée	lente	Complet	Très bonne

Table 4.6 – comparatif des méthodes d'optimisation

est notablement lente, même en appliquant une approche de discrétisation via l'horizon électronique. Cette étape, qui consiste à transformer le problème dépendant du temps en un problème dépendant de la distance à l'aide de la relation appropriée, a été mise en place pour améliorer l'efficacité du système. Quoique cela ait contribué à une meilleure gestion des contraintes, la lenteur du SQP demeure un inconvénient majeur dans des applications nécessitant des réponses en temps réel. Ainsi, dans notre contexte, où des décisions doivent être prises en temps réel pour garantir la sécurité et l'efficacité énergétique, la lenteur du SQP rend cette méthode non applicable. Comparée à l'optimisation par PSO seule, la méthode par l'approche hybride (PSO et méthode des points intérieurs) permet de satisfaire simultanément tous les objectifs et toutes les contraintes, sans nécessiter de réajustement des pondérations attribuées aux pénalités. Cela permet notamment un avantage très important : il n'est pas nécessaire de jongler avec les pondérations dans PSO, puisque les points intérieurs reprennent la main dès tout début de violation de contrainte, ce qui permet l'opérateur de réellement assouvir son objectif d'optimisation sans avoir à le dégrader par réglage.

En comparaison avec l'approche par SQP seule, l'approche hybride montre une amélioration en termes de temps de calcul, bien que cette dernière reste encore lente.

Cette approche hybride, bien qu'encore perfectible, offre une première solution prometteuse. Elle montre que le recours à une méthode métaheuristique comme le PSO, combinée à une méthode déterministe, peut aboutir à la résolution des problèmes complexes tout en respectant des contraintes strictes. Cependant, pour une application en temps réel via le drone, censé transmettre des consignes de vitesse en temps réel, des méthodes plus rapides, telles que la combinaison du PSO avec une autre approche déterministe plus efficace comme l'optimisation par régularisation ou les algorithmes de descente directionnelle, pourraient être envisagées comme pistes futures. Ces méthodes pourraient offrir un meilleur compromis entre la satisfaction des contraintes et l'efficacité en termes de calcul, tout en étant plus adaptées aux exigences de calcul rapide imposées par l'environnement dynamique des drones.

Conclusion générale, Perspectives et Recommandations

Conscients de l'importance accrue des enjeux liés à la sécurité routière et à la consommation énergétique des véhicules aux abords d'intersections, ce mémoire a d'abord passé en revue les principales causes des accidents de la route, en particulier à l'approche des intersections, ainsi que les facteurs de surconsommation des véhicules. Ensuite, il a abordé les solutions existantes pour la gestion du trafic. Chaque solution de la littérature a été analysée en mettant en évidence ses atouts, mais aussi ses lacunes. D'ailleurs, cette thèse a réellement débuté par une comparaison de plusieurs simulateurs ou environnements de simulation, dédiés à la simulation du trafic, pour pouvoir tester certaines solutions de la littérature; cette comparaison est en Annexe A. Nous avons ensuite porté une attention particulière à l'utilisation des drones dans les applications routières, en explorant leur rôle potentiel dans la gestion du trafic. La comparaison fournie en Annexe A a permis de confirmer les outils de simulation permettant de faire intervenir des agents aériens et terrestres dans un environnement orienté trafic. Bien que les stratégies actuelles développées, apportent des bénéfices notables, elles montrent également quelques limites qui soulignent la nécessité d'une complémentarité scientifique et technologique. La contribution de cette thèse repose, ainsi, sur le développement d'une stratégie innovante, fondée sur l'intégration des drones dans la gestion du trafic et au service du véhicule routier. La stratégie propose d'utiliser les drones, munis de capteurs embarqués, pour surveiller et guider les véhicules présents dans leur champ de vision, en fournissant des instructions adaptées aux situations de trafic, selon leurs niveaux d'automatisation. L'intérêt principal de cette approche est d'améliorer significativement la sécurité des usagers de la route tout en optimisant la consommation énergétique des véhicules en s'approchant de l'intersection. Le principe fondamental de cette approche repose sur l'utilisation proactive des drones, qui, grâce à leur capacité d'observation étendue, comparée aux capteurs proprioceptifs et extéroceptifs d'un véhicule automatisé, envoient des consignes en temps réel aux véhicules, en se basant sur les comportements de conduite et des conditions de trafic environnantes, contribuant ainsi à une gestion plus sûre et plus efficace du trafic routier. Pour ce faire, nous avons commencé par examiner les contraintes potentielles auxquelles le conducteur est confronté à l'approche d'une intersection. Cette étape théorique essentielle nous a permis de mieux cibler notre stratégie. Par la suite, nous avons travaillé sur le développement de la continuité spatiale de l'approche proposée, en divisant l'approche de l'intersection en plusieurs zones. Cette division est essentielle pour adapter notre stratégie aux différentes conditions de trafic puisque chaque zone définie tient un rôle particulier dans cette division de l'espace de navigation des véhicules routiers. En parallèle, l'aspect de continuité temporelle a été largement exploré grâce à la perception étendue du drone et à son positionne-

ment stratégique. Ainsi, un organigramme a été mis en place pour illustrer ces continuités, en mettant en avant les interactions entre les différents agents intervenants, y-compris les véhicules et les drones.

A la suite, nous avons mis en œuvre cette stratégie à travers un système d'alerte par drone, en exploitant les intérêts du système d'alerte. Lorsqu'un véhicule s'approche d'un passage piéton à une intersection, le drone guide le conducteur en lui envoyant des alertes à des distances ciblées, assurant ainsi un freinage anticipé et sécurisé. Chaque alerte est déclenchée en fonction du temps de perception-réaction du conducteur. Les résultats obtenus ont démontré que l'intervention du drone contribue significativement à renforcer la sécurité routière, tout en permettant de mieux maîtriser la consommation énergétique des véhicules. Par la suite, ce système d'alerte a été appliqué de manière plus large, en l'adaptant aux différents types d'intersections. Grâce à la communication entre deux drones – le drone HA, dédié à la surveillance, et le drone BA, chargé de la prise de décision – nous avons montré que cette collaboration permet une gestion plus sécurisée du trafic à l'approche des intersections.

La première partie de ce travail a donc permis d'illustrer l'application de notre stratégie à travers un système d'alerte. Contrairement aux capteurs embarqués, le drone, grâce à sa capacité d'anticipation par nature, peut détecter et analyser le comportement du conducteur bien plus tôt, ce qui le distingue nettement. Cependant, les consignes envoyées aux véhicules ne sont pas toujours optimales. En effet, dans certains cas, le drone cherche à ramener le véhicule à un profil de référence prédéfini, en veillant à ce que sa vitesse ne dépasse pas la vitesse réglementaire. Toutefois, cette approche peut parfois engendrer des conflits de sécurité, notamment lorsqu'un véhicule est trop proche de celui qui le précède. Afin que la consigne de vitesse envoyée par le drone soit la meilleure possible et trouve un compromis entre la sécurité, la dynamique du véhicule et la réduction de la consommation énergétique, nous avons fait recours à l'optimisation. Un premier problème d'optimisation a consisté à satisfaire uniquement les conditions de sécurité et de dynamique du véhicule tout en assurant une communication en temps réel des décisions calculées par le drone. L'utilisation de la méthode PSO s'est avérée judicieuse en raison de sa rapidité de convergence en temps réel. Notre focus, à ce stade, était de développer une stratégie centralisée par drone, où ce dernier gère la sécurité pour tous les véhicules dans son champ de vision. Une étude comparative avec une approche séquentielle, non centralisée, des véhicules autonomes, sans assistance de drone, a montré que l'approche centralisée avec assistance du drone est plus efficace. Effectivement, les vitesses optimales des véhicules sont plus fluides, aussi, au lieu que chaque véhicule prenne des décisions à chaque instant, le drone peut envoyer simultanément des consignes à plusieurs véhicules, même si ceux-ci ne sont pas entièrement autonomes. Cette approche a permis d'obtenir des consignes adaptatives en temps réel en fonction de la situation de conduite, renforçant la sécurité des véhicules en abord de l'intersection de manière efficace. Pour valider l'approche centralisée

par assistance du drone, nous avons introduit un délai de quelques secondes responsable du manque d'acceptation de la consigne de vitesse pour quelques véhicules de la file. Ce délai a certes influencé le comportement des véhicules suiveurs, mais il n'a pas remis en question la faisabilité globale de notre méthode.

Pour mieux exploiter l'approche centralisée du drone, toujours dans le cadre de la stratégie spatiale et temporelle mise en oeuvre, nous avons formulé un problème d'optimisation qui combine les deux objectifs principaux de cette thèse : la sécurité routière et la consommation d'énergie. Plusieurs formulations du PO ont été proposées. D'une part, une formulation pénalisée qui applique des pénalités en cas de violation des contraintes non formulée en tant que telles, et d'autre part, une formulation sous contraintes, qui impose le respect strict des limitations. Ces deux formulations étant équivalentes, nous avons entrepris une comparaison en recourant à des méthodes d'optimisation adaptées à chacune. Trois méthodes d'optimisation ont été étudiées. Tout d'abord, le PSO, une méthode rapide, particulièrement adaptée pour une application au niveau du drone, mais qui ne garantit pas toujours le respect strict des contraintes. Dans cette partie, on a relevé le défi du compromis entre la réduction de la consommation énergétique et la sécurité routière. Ensuite, le SQP, bien que non retenue dans cette thèse, a été évalué sur la base des travaux de l'équipe. Cette méthode déterministe, bien que précise, est coûteuse en temps de calcul, ce qui la rend difficilement applicable en temps réel par le drone. Enfin, nous avons étudié une approche hybride combinant le PSO et la méthode des points intérieurs. Cette double hybridation des formulations et des méthodes permet d'exploiter les avantages de chaque approche pour obtenir des résultats plus robustes.

Finalement, ce travail de thèse a permis de répondre à la problématique initiale en mettant en place une stratégie novatrice et performante visant à renforcer la sécurité routière tout en optimisant la consommation énergétique à l'approche des intersections routières. Cependant, malgré des résultats encourageants, plusieurs interrogations demeurent et nécessitent des investigations supplémentaires. Cela ouvre la voie à de nouvelles recherches pour approfondir et étendre les solutions envisagées.

Perspectives

Dans cette thèse, nous avons conçu et développé une approche centralisée par drone, avec une stratégie d'optimisation visant à améliorer la sécurité routière et à réduire la consommation énergétique à l'approche des intersections. Nous avons démontré l'efficacité de cette approche à travers une combinaison de méthodes d'optimisation (PSO et méthode des points intérieurs), qui ont permis de générer des consignes optimales aux véhicules en tenant compte de plusieurs contraintes liées à la sécurité et à la dynamique des véhicules. Cependant, plusieurs aspects restent à approfondir pour aller au-delà des résultats obtenus et affiner cette approche dans des scénarios plus complexes et réalistes. Nous les énonçons comme suit :

1. **Affiner l'approche et étendre son applicabilité** : L'une des perspectives-clés est de continuer à affiner l'approche proposée et à étendre son applicabilité à d'autres contextes de mobilité urbaine intelligente. Il s'agira de tester l'approche dans des environnements urbains à plus grande échelle, avec des flux de trafic plus importants et variés, tout en prenant en compte la diversité des infrastructures routières et des conditions de circulation.
2. **Considérer l'interaction entre les véhicules** : Une perspective intéressante consistera à étendre la stratégie développée dans le cadre du système d'alerte par drone pour un scénario de flux de véhicules circulant sur une même voie. Cette approche introduit une exigence supplémentaire, en complément du respect des vitesses et des accélérations limites : la gestion de la marge de sécurité entre les véhicules. Ce travail a été amorcé, et une stratégie détaillée est présentée en Annexe D. Les résultats des simulations, encore à venir, fourniront des informations précieuses pour évaluer l'efficacité de cette approche dans un contexte de trafic sécurisé.
3. **Rechercher une méthode d'optimisation plus appropriée** : Bien que l'exploitation de l'approche hybride combinant PSO et la méthode des points intérieurs ait montré des résultats meilleurs, le choix de la méthode déterministe, dans cette boucle, reste à remettre en question. Une des pistes de recherche future consiste à poursuivre l'exploration d'une méthode d'optimisation qui pourrait à la fois converger rapidement, être résolue en temps réel et garantir le respect strict de toutes les contraintes imposées. Une alternative serait de combiner PSO avec un autre modèle déterministe, capable de répondre aux exigences temps réel et aux contraintes pratiques du système.
4. **Introduire une contrainte explicite pour le drone** : Dans l'approche centralisée développée, le champ de vision et les paramètres du drone sont implicitement pris en compte. Toutefois, il serait intéressant d'introduire une contrainte explicite dans les problèmes d'optimisation pour mieux encadrer les capacités de surveillance et d'action du drone. Cela permettrait de renforcer l'adéquation entre les consignes envoyées et les capacités réelles du drone, notamment en termes de couverture spatiale et temporelle, et d'anticipation des comportements routiers.
5. **Optimiser pour viser le "zéro arrêt" à l'intersection** : Une autre perspective serait d'orienter la recherche vers une optimisation visant le "zéro arrêt" à l'intersection. L'objectif serait de réduire, voire d'éliminer, les arrêts inutiles aux intersections grâce à une anticipation plus fine du comportement des véhicules et des conditions de circulation et une gestion plus proactive du trafic. Ce travail devrait allouer une attention particulière à la gestion de la zone 1, afin de permettre aux véhicules de franchir les intersections sans s'arrêter, sauf en cas de nécessité absolue. Cette amélioration contribuerait non seulement à une meilleure fluidité du trafic, mais permettrait aussi de minimiser la

consommation d'énergie associée aux redémarrages fréquents des véhicules, qui sont souvent énergivores. Ces pistes de recherche ouvrent des perspectives ambitieuses pour non seulement l'évolution de la gestion du trafic routier, tout en exploitant pleinement les capacités des drones et des technologies d'optimisation pour des solutions encore plus efficaces, sûres et économes en énergie, mais aussi, pour permettre des recommandations auprès des gestionnaires d'infrastructures comme par exemple remplacer un carrefour à feux tricolores par une solution d'assistance centralisée par drones.

Recommandations

À l'issue de cette thèse, plusieurs recommandations émergent pour l'intégration des drones dans la gestion du trafic urbain, en visant des améliorations spécifiques pour différents acteurs clés : exploitants routiers, municipalités, et gestionnaires de trafic local. Ces recommandations visent à améliorer la sécurité routière et l'efficacité énergétique sur les routes tunisiennes en tirant parti du système d'alerte par drone, du module d'optimisation intégré et combiné à l'approche centralisée de gestion par drones, proposés dans la thèse.

1. **Pour les Exploitants Routiers** : La mise en place de drones en approche d'intersections, parmi les plus à risque, permettrait une surveillance en temps réel des flux de véhicules et de leurs interactions avec les autres usagers de la route. Les drones, par leur nature, offrent une capacité unique d'anticipation des comportements dangereux de conduite : le drone de surveillance est capable de prédire les freinages sécurisés des véhicules à l'approche des passages piétons ou passages à niveau, en envoyant des alertes aux conducteurs et en ajustant dynamiquement leur vitesse en se référant à des profils de référence prédéfinis, adaptés à la zone de conduite. Grâce à cette intervention, les exploitants de la route peuvent réduire les risques d'accidents et améliorer la sécurité routière en abord des intersections urbaines, là où les risques de conflits sont les plus élevés.
2. **Pour les Municipalités** : Grâce à un système de deux drones : le drone HA, surveillant du trafic, et le drone BA, preneur de décision, opérant en communication continue et en survol d'une intersection, cette approche vise à optimiser conjointement la sécurité routière et la consommation d'énergie des véhicules. Cette approche est particulièrement avantageuse dans les grandes intersections urbaines, notamment aux heures de pointe où la gestion des flux de trafic est essentielle. En communiquant des instructions de vitesse adaptées aux conditions en temps réel, les drones ajustent la vitesse des véhicules, contribuant à un flux de circulation sécurisé et efficace. En anticipant les ralentissements ou arrêts nécessaires, les drones favorisent ainsi une mobilité urbaine fluide, diminuant à la fois la consommation de carburant et les émissions de gaz à effet de serre, ce qui améliore l'empreinte écologique de la municipalité. Par ailleurs, dans les zones où la sécurité est un enjeu moindre, comme dans les zones à circulation libre non perturbée de véhicules environnants, l'approche centralisée par drones peut être orientée vers une optimisation priorisée de la consommation d'énergie, en adaptant les consignes de vitesse pour maximiser l'efficacité énergétique. En adaptant leur intervention selon les besoins spécifiques de chaque type de zone, les drones offrent un équilibre efficace entre la réduction de la consommation énergétique et le maintien de la fluidité du trafic. En somme, cette solution permet aux municipalités de bénéficier d'une infrastructure adaptable et interconnectée, offrant une réponse dynamique aux besoins en matière de

sécurité et d'économie d'énergie. L'adoption de drones communicants dans le cadre de la gestion du trafic urbain se positionne comme une solution avancée pour accompagner les villes vers une mobilité plus durable et intelligente.

3. **Pour les gestionnaires de trafic** : Les données collectées par les drones peuvent guider la planification à long terme en identifiant les schémas récurrents de congestion et de comportements de conduite à risque. En analysant ces informations, les gestionnaires de trafic peuvent réadapter les infrastructures, ajuster les politiques de circulation, et optimiser les plans de mobilité urbaine pour une meilleure fluidité et sécurité. Ils peuvent aussi utiliser ces données pour informer les usagers en temps réel et encourager des itinéraires alternatifs, réduisant ainsi les embouteillages et la consommation énergétique globale.
4. **Pour l'Extension aux Zones Résidentielles et Scolaires** : L'opération des drones dans des zones sensibles, telles que les quartiers résidentiels et scolaires, permettrait de détecter les comportements à risque des conducteurs et d'ajuster les vitesses des véhicules en fonction des normes locales de sécurité. L'alerte et l'optimisation en temps réel par drone, apportent une sécurité renforcée dans ces zones vulnérables, tout en maintenant un contrôle rigoureux de la consommation énergétique.

Vers une conduite autonome... Le véhicule autonome d'aujourd'hui prend en sur envol, certes, mais connaît aussi des limites :

- Les industriels du capteur cherchent continuellement à progresser d'un point de vue technologique pour voir plus loin et plus large
- Les solutions basées IA, qui nécessitent d'ailleurs de souvent faire recours à l'optimisation, nécessite d'avoir des masses de données en amont pour être efficaces et ainsi alimenter le véhicule autonome en intelligence avancée

Cette thèse est, en soi, une contribution répondant à la stratégie nationale de la Tunisie illustrée dans la Figure 1.7. Les travaux réalisés dans cette thèse ne sont qu'un premier pas pour tenter de répondre à la fois à des objectifs émanant du génie civil, pour améliorer, transformer ou complètement restructurer une infrastructure de type intersection urbaine ; des objectifs émanant du génie routier, pour réduire le taux d'accidentologie et la gravité des accidents, tout en faisant bénéfique au véhicule autonome ; des objectifs émanant des instances gouvernementales, pour assurer une circulation plus verte, économe et soucieuse de l'environnement.

Le drone pour les premières briques développées dans cette thèse, apparaît comme un élément capable de capter loin et large, de coopérer et de décider en temps réel, pour répondre déjà à ces objectifs.

Bibliographie

- [1] Ministère du tourisme et de l'artisanat.
- [2] Oussama FETHALLAH. *LE PHENOMENE DE LA CONGESTION ROUTIERE ET SON IMPACT SUR LA DYNAMIQUE URBAINE Cas de la ville de Tébessa*. PhD thesis, Faculté des Sciences de la Technologie, 2017.
- [3] Bouhamed Nesrine and Laurent Carnis. Enjeux et défis de la sécurité routière en tunisie. *RTS-Recherche Transport Sécurité, IFSTTAR, 0 0*, 2020.
- [4] Imen Laifa and Nassira Benhassine Touam. Quelle accessibilité au tourisme pour la ville de skikda dans un projet urbain global ?, 2015.
- [5] Khaled Ben Abdallah. *Le transport routier énergiquement durable : état des lieux, modélisation et aide à la décision publique en Tunisie*. PhD thesis, Université du Littoral Côte d'Opale ; Université de Sousse (Tunisie). Faculté ..., 2015.
- [6] Mariem Landoulsi. Analyse des facteurs de risque de mortalité par accident de la route en tunisie. Master's thesis, Université de Carthage - Ecole Supérieure de la statistique et de l'analyse de l'Information, 2021.
- [7] MM Haddak and A Becheikh. 471-effets des disparités socio-territoriales sur le risque routier en tunisie. *Revue d'Épidémiologie et de Santé Publique*, 70 :S173–S174, 2022.
- [8] World Health Organization. Global status report on road safety 2023. *WHO*, 2023.
- [9] World Health Organization. Road traffic injuries. *WHO*, 2023.
- [10] World Health Organization. World health statistics 2023. *WHO*, 2023.
- [11] Global Road Safety Facility. Road safety in tunisia : Traffic accidents, crash, fatalities & injury statistics. *GRSF*, 2023.
- [12] Organisation mondiale de la Santé. Global status report on road safety 2023, 2023.
- [13] Sécurité Routière France. Statistiques des accidents de la route en france 2023. *Sécurité Routière France*, 2023.
- [14] <https://www.interieur.gouv.fr/actualites/communiqués-de-presse/bilan-definitif-de-l'accidentalite-routiere-en-2022-mortalite>.
- [15] Observatoire national de la sécurité routière (onsr). <https://onsr.nat.tn/onsr/index.php?page=0ar>. Consulté le 10 septembre 2024.
- [16] SAIDI Wafa. Projet d'integration de bases de donnees pourvoyeuses d'indicateurs sur la mortalite liee aux accidents de la route en tunisie. Observateur national de la sécurité routière, 2023. Tunisie.

- [17] Global Road Safety Facility. Road safety in tunisia | traffic accidents, crash, fatalities & injury statistics, 2023. Accessed : 2024-08-04.
- [18] World Health Organization. Road safety country profile : France 2023, 2023. Accessed : 2024-08-04.
- [19] Karzan S Ismael and Noorance A Razzaq. Traffic accidents analysis on dry and wet road bends surfaces in greater manchester-uk. *Kurdistan Journal of Applied Research*, 2(3) :284–291, 2017.
- [20] Shy Bassan. Overview of traffic safety aspects and design in road tunnels. *IATSS research*, 40(1) :35–46, 2016.
- [21] Mohammad Shokrolah Shirazi and Brendan Tran Morris. Looking at intersections : a survey of intersection monitoring, behavior and safety analysis of recent studies. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(1) :4–24, 2016.
- [22] Ali Ahmed Mohammed, Kamarudin Ambak, Ahmed Mancy Mosa, and Deprizon Syamsunur. A review of traffic accidents and related practices worldwide. *The Open Transportation Journal*, 13(1), 2019.
- [23] Fei Yan. *Contribution à la modélisation et à la régulation du trafic aux intersections : Intégration des communications Véhicule-Infrastructure*. PhD thesis, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2012.
- [24] Vladislav Krivda, Jan Petru, David Macha, Kristyna Plocova, and David Fibich. An analysis of traffic conflicts as a tool for sustainable road transport. *Sustainability*, 12(17) :7198, 2020.
- [25] PH Souparnika, Sheela Alex, and Padmakumar Radhakrishnan. Capacity analysis and safety assessment of unsignalized intersection using conflict technique. In *International Conference on Transportation Planning and Implementation Methodologies for Developing Countries*, pages 509–521. Springer, 2022.
- [26] Mary Kathryn Thompson, Min Ju Park, Oh Hoon Kwon, Eleonora Ibragimova, Hansun Lee, and Sunwook Myung. The application of axiomatic design theory and conflict techniques for the design of intersections : Part 2. In *The Fifth International Conference on Axiomatic Design*, pages 129–136. ICAD, 2009.
- [27] Nopadon Kronprasert, Chomphunut Sutheerakul, Thaned Satiennam, and Paramet Luathep. Intersection safety assessment using video-based traffic conflict analysis : The case study of thailand. *Sustainability*, 13(22) :12722, 2021.
- [28] Vinith Kumar Lakshmanan, Antonio Sciarretta, and Ouafae El Ganaoui-Mourlan. Co-operative control in eco-driving of electric connected and autonomous vehicles in an un-signalized urban intersection. *IFAC-PapersOnLine*, 55(24) :64–71, 2022.

- [29] Tarak Gandhi and Mohan Manubhai Trivedi. Pedestrian protection systems : Issues, survey, and challenges. *IEEE Transactions on intelligent Transportation systems*, 8(3) :413–430, 2007.
- [30] Isabelle Tournier, Aurélie Dommes, and Viola Cavallo. Review of safety and mobility issues among older pedestrians. *Accident Analysis & Prevention*, 91 :24–35, 2016.
- [31] Ghita Lâyile. *Évaluation de la performance des capteurs véhiculaires pour la détection des usagers vulnérables*. Ecole Polytechnique, Montreal (Canada), 2020.
- [32] International Road Federation. Despite notable progress, road safety remains an urgent global issue, 2023.
- [33] Hédi Hamdane, Thierry Serre, Catherine Masson, and Robert Anderson. Issues and challenges for pedestrian active safety systems based on real world accidents. *Accident Analysis & Prevention*, 82 :53–60, 2015.
- [34] Jian Wang, Xinyu Guo, and Xinyu Yang. Efficient and safe strategies for intersection management : a review. *Sensors*, 21(9) :3096, 2021.
- [35] Myungeun Eom and Byung-In Kim. The traffic signal control problem for intersections : a review. *European transport research review*, 12 :1–20, 2020.
- [36] James Holgate, Kris Redant, Juan Muguero, Hélène de Solere, Pierre van Elslande, Georges Yannis, Dimitris Margaritis, Lars Inge Haslie, Saskia de Craen, Per-Olov Grummas Granstrom, et al. Améliorer la sécurité des usagers des deux-roues motorisés, 2017.
- [37] Hong Tu LUU. *D’éveloppement de méthodes de réduction de la consommation en carburant d’un véhicule dans un contexte de sécurité et de confort : un compromis entre économie et écologie*. PhD thesis, Université d’Evry-Val-d’Essonne, 2011.
- [38] Laurent Pilon. Réduction des gaz à effet de serre : L’importance de révolutionner nos transports. *Vecteur Environnement*, 50(1) :48, 2017.
- [39] Aurélien Bigo. *Les transports face au défi de la transition énergétique. Explorations entre passé et avenir, technologie et sobriété, accélération et ralentissement*. PhD thesis, Institut polytechnique de Paris, 2020.
- [40] Agence Internationale de l’Énergie. Emissions de co2 liées à l’énergie dans le secteur des transports. <https://www.iea.org/>, 2021. Consulté en septembre 2024.
- [41] Groupe de la Banque mondiale. Country climate and development report : Tunisia. <https://www.worldbank.org/>, 2023. Consulté le 10 octobre 2024.
- [42] Energeco.
- [43] Hesham A Rakha, Kyoung-ho Ahn, Kevin Moran, Bart Saerens, and Eric Van den Bulck. Virginia tech comprehensive power-based fuel consumption model : model development

- and testing. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 16(7) :492–503, 2011.
- [44] Amara Loulizi, Hesham Rakha, and Youssef Bichiou. Quantifying grade effects on vehicle fuel consumption for use in sustainable highway design. *International Journal of Sustainable Transportation*, 12(6) :441–451, nov 2017.
- [45] Hugo Ferreira, Carlos Manuel Rodrigues, and Carlos Pinho. Impact of road geometry on vehicle energy consumption and co2 emissions : An energy-efficiency rating methodology. *Energies*, 13(1), 2020.
- [46] Martin Treiber and Arne Kesting. Traffic flow dynamics. *Traffic Flow Dynamics : Data, Models and Simulation*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 227 :228, 2013.
- [47] C. Beckx, W. Lefebvre, B. Degraeuwe, M. Vanhulsel, B. Kochan, T. Bellemans, S. Dhondt, and L. Int Panis. Assessing the environmental impact associated with different trip purposes. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 18 :110–116, jan 2013.
- [48] Mohammed Hamad Almannaa, Hao Chen, Hesham A. Rakha, Amara Loulizi, and Ihab El-Shawarby. Field implementation and testing of an automated eco-cooperative adaptive cruise control system in the vicinity of signalized intersections. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 67 :244–262, feb 2019.
- [49] PB Hunt, DI Robertson, RD Bretherton, and RI Winton. Scoot-a traffic responsive method of coordinating signals. Technical report, 1981.
- [50] PR Lowrie. Scats, sydney co-ordinated adaptive traffic system : A traffic responsive method of controlling urban traffic. 1990.
- [51] Jean-Jacques Henry, Jean Loup Farges, and Jean Tuffal. The prodyn real time traffic algorithm. In *Control in transportation systems*, pages 305–310. Elsevier, 1984.
- [52] Jean F Barriere, Jean-Loup Farges, and Jean-Jacques Henry. Decentralization vs hierarchy in optimal traffic control. *IFAC Proceedings Volumes*, 20(3) :209–214, 1987.
- [53] Joaquim Barros, Miguel Araujo, and Rosaldo J. F. Rossetti. Short-term real-time traffic prediction methods : A survey. In *2015 International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS)*, pages 132–139, 2015.
- [54] Guillaume Leduc et al. Road traffic data : Collection methods and applications. *Working Papers on Energy, Transport and Climate Change*, 1(55) :1–55, 2008.
- [55] S. Sheik Mohammed Ali, Bobby George, Lelitha Vanajakshi, and Jayashankar Venkatraman. A multiple inductive loop vehicle detection system for heterogeneous and lane-less traffic. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 61(5) :1353–1360, 2012.

- [56] Lala Bhaskar, Ananya Sahai, Deepti Sinha, Garima Varshney, and Tripti Jain. Intelligent traffic light controller using inductive loops for vehicle detection. In *2015 1st International Conference on Next Generation Computing Technologies (NGCT)*, pages 518–522, 2015.
- [57] Neeraj Kumar Jain, RK Saini, and Preeti Mittal. A review on traffic monitoring system techniques. *Soft computing : Theories and applications : Proceedings of SoCTA 2017*, pages 569–577, 2019.
- [58] Le Zheng, Marco Lops, Yonina C. Eldar, and Xiaodong Wang. Radar and communication coexistence : An overview : A review of recent methods. *IEEE Signal Processing Magazine*, 36(5) :85–99, 2019.
- [59] J. Sánchez-Oro, D. Fernández-López, R. Cabido, A.S. Montemayor, and J.J. Pantrigo. Radar-based road-traffic monitoring in urban environments. *Digital Signal Processing*, 23(1) :364–374, 2013.
- [60] Ramona Behrendt. Traffic monitoring radar for road map calculation. In *2016 17th International Radar Symposium (IRS)*, pages 1–4, 2016.
- [61] Marcin K Baczyk, Piotr Samczynski, Piotr Krysik, and Krzysztof Kulpa. Traffic density monitoring using passive radars. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 32(2) :14–21, 2017.
- [62] Gregory H Sanchez, Mitsuru Saito, Grant G Schultz, and Dennis L Eggett. Use of high-resolution data to evaluate the accuracy of mean and 85th percentile approach speeds collected by microwave sensors. Technical report, 2017.
- [63] Junxuan Zhao, Hao Xu, Hongchao Liu, Jianqing Wu, Yichen Zheng, and Dayong Wu. Detection and tracking of pedestrians and vehicles using roadside lidar sensors. *Transportation research part C : emerging technologies*, 100 :68–87, 2019.
- [64] Marcin Bernas, Bartłomiej Płaczek, Wojciech Korski, Piotr Loska, Jarosław Smyła, and Piotr Szymała. A survey and comparison of low-cost sensing technologies for road traffic monitoring. *Sensors*, 18(10) :3243, 2018.
- [65] Bin Lv, Hao Xu, Jianqing Wu, Yuan Tian, Yongsheng Zhang, Yichen Zheng, Changwei Yuan, and Sheng Tian. Lidar-enhanced connected infrastructures sensing and broadcasting high-resolution traffic information serving smart cities. *IEEE Access*, 7 :79895–79907, 2019.
- [66] Ishaan Gulati and R Srinivasan. Image processing in intelligent traffic management. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(2S4) :213–218, 2019.
- [67] Yash Modi, Ridham Teli, Akshat Mehta, Konark Shah, and Manan Shah. A comprehensive review on intelligent traffic management using machine learning algorithms. *Innovative infrastructure solutions*, 7(1) :128, 2022.

- [68] Mais Nijim, Viswas Kanumuri, Waseem Alaqqad, and Hisham Albataineh. Advanced traffic management system for smart cities. In *International Conference on Advances in Computing Research*, pages 225–235. Springer, 2023.
- [69] Annam Farid, Farhan Hussain, Khurram Khan, Mohsin Shahzad, Uzair Khan, and Zahid Mahmood. A fast and accurate real-time vehicle detection method using deep learning for unconstrained environments. *Applied Sciences*, 13(5), 2023.
- [70] Bo-Jhen Huang, Jun-Wei Hsieh, and Chun-Ming Tsai. Vehicle detection in hsuehshan tunnel using background subtraction and deep belief network. In *Intelligent Information and Database Systems : 9th Asian Conference, ACIIDS 2017, Kanazawa, Japan, April 3–5, 2017, Proceedings, Part II 9*, pages 217–226. Springer, 2017.
- [71] Ente Guo, Zhifeng Chen, Susanto Rahardja, and Jingjing Yang. 3d detection and pose estimation of vehicle in cooperative vehicle infrastructure system. *IEEE Sensors Journal*, 21(19) :21759–21771, 2021.
- [72] Pranamesh Chakraborty, Yaw Okyere Adu-Gyamfi, Subhadipto Poddar, Vesal Ahsani, Anuj Sharma, and Soumik Sarkar. Traffic congestion detection from camera images using deep convolution neural networks. *Transportation Research Record*, 2672(45) :222–231, 2018.
- [73] Kashif Naseer Qureshi and Abdul Hanan Abdullah. A survey on intelligent transportation systems. *Middle-East Journal of Scientific Research*, 15(5) :629–642, 2013.
- [74] Girma S Tewelde. Sensor and network technology for intelligent transportation systems. In *2012 IEEE International Conference on Electro/Information Technology*, pages 1–7. IEEE, 2012.
- [75] Valerie Shuman. Primer on intelligent vehicle highway systems. *Transportation Research Circular*, (412), 1993.
- [76] Arzoo Miglani and Neeraj Kumar. Deep learning models for traffic flow prediction in autonomous vehicles : A review, solutions, and challenges. *Vehicular Communications*, 20 :100184, 2019.
- [77] Roopa Ravish and Shanta Ranga Swamy. Intelligent traffic management : A review of challenges, solutions, and future perspectives. *Transport and Telecommunication Journal*, 22(2) :163–182, 2021.
- [78] Boris Medina-Salgado, Eddy Sánchez-DelaCruz, Pilar Pozos-Parra, and Javier E Sierra. Urban traffic flow prediction techniques : A review. *Sustainable Computing : Informatics and Systems*, 35 :100739, 2022.
- [79] Austin Derrow-Pinion, Jennifer She, David Wong, Oliver Lange, Todd Hester, Luis Perez, Marc Nunkesser, Seongjae Lee, Xueying Guo, Brett Wiltshire, et al. Eta prediction with

- graph neural networks in google maps. In *Proceedings of the 30th ACM international conference on information & knowledge management*, pages 3767–3776, 2021.
- [80] Surimalla Satya Sudheer Varma. Intelligent traffic management solution (itms) through the implementation of google maps and artificial intelligence. *International Journal of Engineering, Science and Mathematics*, 2018.
- [81] Deepa Bura, Meeta Singh, and Poonam Nandal. Predicting secure and safe route for women using google maps. In *2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)*, pages 103–108. IEEE, 2019.
- [82] Mostafa Amin-Naseri, Pranamesh Chakraborty, Anuj Sharma, Stephen B Gilbert, and Mingyi Hong. Evaluating the reliability, coverage, and added value of crowdsourced traffic incident reports from waze. *Transportation research record*, 2672(43) :34–43, 2018.
- [83] Di Wang, Ahmad Al-Rubaie, John Davies, and Sandra Stinčić Clarke. Real time road traffic monitoring alert based on incremental learning from tweets. In *2014 IEEE Symposium on Evolving and Autonomous Learning Systems (EALS)*, pages 50–57. IEEE, 2014.
- [84] Jean-Baptiste Haué, Sophie Le Bellu, and Cécile Barbier. Le véhicule autonome : se désengager et se réengager dans la conduite. *Activités*, (17-1), 2020.
- [85] Meng Lu, Kees Wevers, Rob van der Heijden, and Tom Heijer. Adas applications for improving traffic safety. In *2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04CH37583)*, volume 4, pages 3995–4002. IEEE, 2004.
- [86] S Raviteja and R Shanmughasundaram. Advanced driver assistance system (adas). In *2018 second international conference on intelligent computing and control systems (ICICCS)*, pages 737–740. IEEE, 2018.
- [87] Lydie Nouveliere and Said Mammar. Experimental vehicle longitudinal control using second order sliding modes. In *Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003.*, volume 6, pages 4705–4710. IEEE, 2003.
- [88] Nadeen Salameh, Stephane Mousset, and Abdelaziz Bensrhair. Conception d'un système d'alerte coopératif basé sur les adas communicants. *RTS. Recherche, transports, sécurité*, 2013(02) :141–151, 2013.
- [89] Juliette BECKER, Marc CHEDEFAUX, Kenza HATIM, Mona JEUNEHOMME Eléa SI-ZAIRE, and Abdelaziz BENSRAIR. Système du contrôle de l'hypovigilance du conducteur (adas). 2018.
- [90] Alan L Meyrowitz, D Richard Blidberg, and Robert C Michelson. Autonomous vehicles. *Proceedings of the IEEE*, 84(8) :1147–1164, 1996.
- [91] Jean-Paul Skeete. Level 5 autonomy : The new face of disruption in road transport. *Technological Forecasting and Social Change*, 134 :22–34, 2018.

- [92] Sobhan Ahmadi. *Green airport operations : Conflict and collision free taxiing using electric powered towing alternatives*. PhD thesis, Concordia University, 2019.
- [93] Amirhosein Karbasi and Steve O'Hern. Investigating the impact of connected and automated vehicles on signalized and unsignalized intersections safety in mixed traffic. *Future Transportation*, 2(1) :24–40, 2022.
- [94] Shen Li, Keqi Shu, Chaoyi Chen, and Dongpu Cao. Planning and decision-making for connected autonomous vehicles at road intersections : A review. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 34 :1–18, 2021.
- [95] Valentin Soloiu, Imani Augusma, Deon Lucien, Mary Thomas, and Roccio Alba-Flores. Self-driving intelligent vehicle to increase road safety, lower congestion rates and decrease emissions. Technical report, SAE Technical Paper, 2016.
- [96] Hamed Faghihian and Arman Sargolzaei. Energy efficiency of connected autonomous vehicles : A review. *Electronics*, 12(19) :4086, 2023.
- [97] Biao Xu, Xuegang Jeff Ban, Yougang Bian, Wan Li, Jianqiang Wang, Shengbo Eben Li, and Keqiang Li. Cooperative method of traffic signal optimization and speed control of connected vehicles at isolated intersections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(4) :1390–1403, 2018.
- [98] Weiming Zhao, Dong Ngoduy, Simon Shepherd, Ronghui Liu, and Markos Papageorgiou. A platoon based cooperative eco-driving model for mixed automated and human-driven vehicles at a signalised intersection. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 95 :802–821, 2018.
- [99] Maude Josée Blondin, Panos M Pardalos, and Javier Sanchis Sáez. Computational intelligence and optimization methods for control engineering. *Springer Optimization and Its Applications*, 2019.
- [100] Xiao Han, Rui Ma, and H Michael Zhang. Energy-aware trajectory optimization of cav platoons through a signalized intersection. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 118 :102652, 2020.
- [101] Anum Mushtaq, Irfan ul Haq, Wajih un Nabi, Asifullah Khan, and Omair Shafiq. Traffic flow management of autonomous vehicles using platooning and collision avoidance strategies. *Electronics*, 10(10), 2021.
- [102] Sagar Akhegaonkar, Lydie Nouvelière, Sébastien Glaser, and Frédéric Holzmann. Smart and green acc : Energy and safety optimization strategies for evs. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics : Systems*, 48(1) :142–153, 2016.
- [103] Regina Nkemchor Adejo. A qualitative study on expectations of potential users of connected and automated vehicles (cavs), 2022.

- [104] Aicha Idriss Hentati and Lamia Chaari Fourati. Comprehensive survey of uavs communication networks. *Computer Standards Interfaces*, 72 :103451, 2020.
- [105] Ghada Alsuhli, Ahmed Fahim, and Yasser Gadallah. A survey on the role of uavs in the communication process : A technological perspective. *Computer Communications*, 194 :86–123, 2022.
- [106] David Gallacher. Drones to manage the urban environment : Risks, rewards, alternatives. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 4(2) :115–124, 2016.
- [107] Alena Otto, Niels Agatz, James Campbell, Bruce Golden, and Erwin Pesch. Optimization approaches for civil applications of unmanned aerial vehicles (uavs) or aerial drones : A survey. *Networks*, 72(4) :411–458, 2018.
- [108] Mohamed Emimi, Mohamed Khaleel, and Abobakr Alkrash. The current opportunities and challenges in drone technology. *Int. J. Electr. Eng. and Sustain.*, pages 74–89, 2023.
- [109] NOÉ NDILMBAYE. Quel intérêt de l'agriculture de précision pour l'afrique de l'ouest ? *jipad2019*, page 9, 2019.
- [110] Chunhua Zhang and John M Kovacs. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture : a review. *Precision agriculture*, 13 :693–712, 2012.
- [111] Najett Neji and Tumader Mostfa. Communication technology for unmanned aerial vehicles : a qualitative assessment and application to precision agriculture. In *2019 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, pages 848–855, 2019.
- [112] Pierre Colautti. Drones et robots. la guerre des futurs, édouard pflimlin, 2017, levallois-perret, studyrama, 96 p. *Études internationales*, 49(2) :433–435, 2018.
- [113] Matthew Ayamga, Selorm Akaba, and Albert Apotele Nyaaba. Multifaceted applicability of drones : A review. *Technological Forecasting and Social Change*, 167 :120677, 2021.
- [114] Alexis Baconnet. Au pays des drones. *Outre-Terre*, 38(1) :245–248, 2014.
- [115] Peter W Singer. The robotics revolution and conflict in the 21st century. *Reporter*, 36 :180, 2009.
- [116] Emanuele Adorni, Anastasiia Rozhok, Roberto Revetria, and Mikhail Ivanov. Literature review on drones used in the surveillance field. In *Lecture Notes in Engineering and Computer Science : Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, pages 20–22, 2021.
- [117] Samira Belgacem and Samah Baroudi. *Conception et Développement d'un système de détections de pollution marine avec les Drones*. PhD thesis, University of tlemcen, 2023.
- [118] Rachel L Finn and David Wright. Unmanned aircraft systems : Surveillance, ethics and privacy in civil applications. *Computer Law & Security Review*, 28(2) :184–194, 2012.

- [119] Jin Fan and M Ala Saadeghvaziri. Applications of drones in infrastructures : Challenges and opportunities. *International Journal of Mechanical and Mechatronics Engineering*, 13(10) :649–655, 2019.
- [120] E Raymond Hunt Jr and Craig ST Daughtry. What good are unmanned aircraft systems for agricultural remote sensing and precision agriculture? *International journal of remote sensing*, 39(15-16) :5345–5376, 2018.
- [121] Jean-Luc Sorin and Yvon Lesage. Projet de surveillance du trafic routier par drones. *Journées Micro-Drones*, 2003, 2003.
- [122] Giuseppe Salvo, Luigi Caruso, and Alessandro Scordo. Urban traffic analysis through an uav. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 111 :1083–1091, 2014.
- [123] Anuj Puri. A survey of unmanned aerial vehicles (uav) for traffic surveillance. *Department of computer science and engineering, University of South Florida*, pages 1–29, 2005.
- [124] Konstantinos Kanistras, Goncalo Martins, Matthew J Rutherford, and Kimon P Valavanis. A survey of unmanned aerial vehicles (uavs) for traffic monitoring. In *2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS)*, pages 221–234. IEEE, 2013.
- [125] Haniph A Latchman, Tan Wong, John Shea, Janise McNair, Michael Fang, Ken Courage, David Bloomquist, and Irene Li. Airborne traffic surveillance systems : Proof of concept study for the florida department of transportation. *National Academics*, 2005.
- [126] Benjamin Coifman, Mark McCord, Rabi G Mishalani, and Keith Redmill. Surface transportation surveillance from unmanned aerial vehicles. In *Proc. of the 83rd Annual Meeting of the Transportation Research Board*, volume 28, 2004.
- [127] Eric Frew, Tim McGee, ZuWhan Kim, Xiao Xiao, Stephen Jackson, Michael Morimoto, Sivakumar Rathinam, Jose Padial, and Raja Sengupta. Vision-based road-following using a small autonomous aircraft. In *2004 IEEE Aerospace Conference Proceedings (IEEE Cat. No. 04TH8720)*, volume 5, pages 3006–3015. IEEE, 2004.
- [128] R Reshma, Tirumale Ramesh, and P Sathishkumar. Security situational aware intelligent road traffic monitoring using uavs. In *2016 international conference on VLSI systems, architectures, technology and applications (VLSI-SATA)*, pages 1–6. IEEE, 2016.
- [129] L'équipe fondatrice de Aeromess. Drones info-traffic, 2019. [En ligne].
- [130] Winahyu Utomo, Putu Wisnu Bhaskara, Arief Kurniawan, Susi Juniastuti, and Eko Mulyanto Yuniarno. Traffic congestion detection using fixed-wing unmanned aerial vehicle (uav) video streaming based on deep learning. In *2020 International Conference on Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia (CENIM)*, pages 234–238, 2020.

- [131] Jiasong Zhu, Ke Sun, Sen Jia, Qingquan Li, Xianxu Hou, Weidong Lin, Bozhi Liu, and Guoping Qiu. Urban traffic density estimation based on ultrahigh-resolution uav video and deep neural network. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(12) :4968–4981, 2018.
- [132] Emmanouil N Barmponakis, Eleni I Vlahogianni, and John C Golias. Unmanned aerial aircraft systems for transportation engineering : Current practice and future challenges. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 5(3) :111–122, 2016.
- [133] Brian S Freeman, Jamal Ahmad Al Matawah, MUSAED Al Najjar, Bahram Gharabaghi, and Jesse Thé. Vehicle stacking estimation at signalized intersections with unmanned aerial systems. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 8(2) :231–249, 2019.
- [134] Thomas Moranduzzo and Farid Melgani. Detecting cars in uav images with a catalog-based approach. *IEEE Transactions on Geoscience and remote sensing*, 52(10) :6356–6367, 2014.
- [135] Eugen Valentin Butilă and Răzvan Gabriel Boboc. Urban traffic monitoring and analysis using unmanned aerial vehicles (uavs) : A systematic literature review. *Remote Sensing*, 14(3) :620, 2022.
- [136] Mouna Elloumi, Riadh Dhaou, Benoit Escrig, Hanen Idoudi, and Leila Azouz Saidane. Monitoring road traffic with a uav-based system. In *2018 IEEE wireless communications and networking conference (WCNC)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [137] Hailong Huang, Andrey V Savkin, and Chao Huang. Decentralized autonomous navigation of a uav network for road traffic monitoring. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 57(4) :2558–2564, 2021.
- [138] Ahmed Alioua, Houssemeddine Djeghri, Mohammed Elyazid Tayeb Cherif, Sidi-Mohammed Senouci, and Hichem Sedjelmaci. Uavs for traffic monitoring : A sequential game-based computation offloading/sharing approach. *Computer Networks*, 177 :107273, 2020.
- [139] Omar Sami Oubbati, Abderrahmane Lakas, Pascal Lorenz, Mohammed Atiquzzaman, and Abbas Jamalipour. Leveraging communicating uavs for emergency vehicle guidance in urban areas. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*, 9(2) :1070–1082, 2019.
- [140] Peng Chen, Guizhen Yu, Xinkai Wu, Yilong Ren, and Yueguang Li. Estimation of red-light running frequency using high-resolution traffic and signal data. *Accident Analysis & Prevention*, 102 :235–247, 2017.
- [141] Adarsh Kumar, Rajalakshmi Krishnamurthi, Anand Nayyar, Ashish Kr Luhach, Mohammad S Khan, and Anuraj Singh. A novel software-defined drone network (sddn)-based

- collision avoidance strategies for on-road traffic monitoring and management. *Vehicular Communications*, 28 :100313, 2021.
- [142] Xin Liu and Zhanyue Zhang. A vision-based target detection, tracking, and positioning algorithm for unmanned aerial vehicle. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021 :1–12, 2021.
- [143] Ruimin Ke, Jerome Lutin, Jerry Spears, and Yin Hai Wang. A cost-effective framework for automated vehicle-pedestrian near-miss detection through onboard monocular vision. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 25–32, 2017.
- [144] Seilendria A Hadiwardoyo, Carlos T Calafate, Juan-Carlos Cano, Yusheng Ji, Enrique Hernández-Orallo, and Pietro Manzoni. Evaluating uav-to-car communications performance : From testbed to simulation experiments. In *2019 16th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conference (CCNC)*, pages 1–6. IEEE, 2019.
- [145] Hongbin Cao, Zongkun Wu, and Wenshuai Yu. Drone for intelligent traffic monitoring : Current status and future trends. In *International Conference on Computational & Experimental Engineering and Sciences*, pages 1133–1150. Springer, 2023.
- [146] Igor Bisio, Chiara Garibotto, Halar Haleem, Fabio Lavagetto, and Andrea Sciarrone. A systematic review of drone based road traffic monitoring system. *IEEE Access*, 10 :101537–101555, 2022.
- [147] Sujatha Canavoy Narahari, Uday Raj Polaboina, K Rishika, and Abhishek Gudipalli. Iot based fire and traffic density detection using ai based drone. In *AIP Conference Proceedings*, volume 2966. AIP Publishing, 2024.
- [148] Baya Cherif, Hakim Ghazzai, and Ahmad Alsharoa. Lidar from the sky : Uav integration and fusion techniques for advanced traffic monitoring. *IEEE Systems Journal*, 18(3) :1639–1650, 2024.
- [149] Prabhu Chandhar and Erik G Larsson. Massive mimo for connectivity with drones : Case studies and future directions. *IEEE access*, 7 :94676–94691, 2019.
- [150] Seilendria A Hadiwardoyo, Enrique Hernández-Orallo, Carlos T Calafate, Juan Carlos Cano, and Pietro Manzoni. Experimental characterization of uav-to-car communications. *Computer Networks*, 136 :105–118, 2018.
- [151] Drone Regulations. Global drone regulations database. <https://droneregulations.info>, 2024. Consulté le 3 octobre 2024.
- [152] Paul Posea. Drone laws in france (2024 updated). *dronesgator.com*, 2024.
- [153] Bina & Francis. Drone rules and laws in france - current information and experiences. *drone-traveller.com*, 2024.

- [154] Hatem Mabrouk, Denis Feurer, Sylvain Massuel, and Fatma Ben Jemaa. Un exemple de l'utilisation des drones dans la gestion technique d'un verger de pêcheur en tunisie. *Watch Letter-Lettre de veille du CIHEAM*, 38, 2017.
- [155] Mathieu Vidal. Quels habitants et usagers de la ville intelligente ? éléments de prospective. *Les Cahiers des Ateliers de dialogue Recherche-Action-Expertise (ADIRAE)*, pages 37–45, 2016.
- [156] <https://www.sae.org/news/press-room/2018/12/sae-international-releases-updated-visual-chart-for-its->
- [157] Jamel Neji. *Le projet routier*. Centre de publication universitaire, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis - ISBN 9973-51-547-1, 2005.
- [158] Sofiane Ketreb, Chabha Hammar, and Dalila Meziane. *Etude en APD d'un tronçon de la future autoroute express reliant la route nationale 12 à la route nationale 24 pénétrante de Freha-Azeffoun sur un linéaire de 8km*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri Tizi Ouzou, 2014.
- [159] Hao Wang, Imad L Al-Qadi, and Ilinca Stanciulescu. Effect of friction on rolling tire–pavement interaction. 2010.
- [160] Hao Wang, Imad L Al-Qadi, and Ilinca Stanciulescu. Effect of surface friction on tire–pavement contact stresses during vehicle maneuvering. *Journal of Engineering Mechanics*, 140(4) :04014001, 2014.
- [161] Richard R Carll and Wolfgang S Homburger. Some characteristics of peak period traffic. *Highway Research Board Bulletin*, (351), 1962.
- [162] Vladimir Shepelev, Alexandr Glushkov, Alexandr Gritsenko, Dmitry Nevolin, and Andrey Vorobyev. Assessing the traffic capacity of urban road intersections. *Frontiers in Built Environment*, 8 :968846, 2022.
- [163] Transportation Research Board. *Highway Capacity Manual*. Transportation Research Board of the National Academies, Washington, D.C., 6 edition, 2016.
- [164] Francisco Alonso, Cristina Esteban, Constanza Calatayud, Jaime Sanmartín, et al. Speed and road accidents : behaviors, motives, and assessment of the effectiveness of penalties for speeding. *American Journal of Applied Psychology*, 1(3) :58–64, 2013.
- [165] KW Stinson, CP Roberts, BE Gray, EO Rhodes, EM Fleming, GE Martin, GF Schlesinger, and RA Moyer. Coefficient of friction between tires and road surfaces. In *Highway Research Board Proceedings*, volume 1934. National Research Council (USA), Highway Research Board, 1934.
- [166] Rajesh Rajamani, Neng Piyabongkarn, Jae Lew, Kyongsu Yi, and Gridsada Phanomchoeng. Tire-road friction-coefficient estimation. *IEEE Control Systems Magazine*, 30(4) :54–69, 2010.

- [167] Yan Wang, Jingyu Hu, Fa'an Wang, Haoxuan Dong, Yongjun Yan, Yanjun Ren, Chaobin Zhou, and Guodong Yin. Tire road friction coefficient estimation : review and research perspectives. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 35(1) :6, 2022.
- [168] Raymond Ghandour, Alessandro Victorino, Moustapha Doumiati, and Ali Charara. Tire/road friction coefficient estimation applied to road safety. In *18th Mediterranean Conference on Control and Automation*. IEEE, jun 2010.
- [169] Creapills. Voici le passage piéton ultime pour obliger les automobilistes à s'arrêter, 2019. Consulté le 27 septembre 2024.
- [170] Alex Coiret, Emir Deljanin, and Pierre-Olivier Vandanjon. Vehicle energy savings by optimizing road speed-sectioning. *European Transport Research Review*, 12(1), jun 2020.
- [171] Jad Matar, Raphaël Chenouard, and Alain Bernard. Synthèse des méthodes intervalles d'optimisation multiobjectifs en conception préliminaire. In *9th International Conference on Modeling, Optimization & SIMulation*, 2012.
- [172] Saul I Gass and Pallabi Guha Roy. The compromise hypersphere for multiobjective linear programming. *European journal of operational research*, 144(3) :459–479, 2003.
- [173] Mokhtar S Bazaraa, Hanif D Sherali, and Chitharanjan M Shetty. *Nonlinear programming : theory and algorithms*. John wiley & sons, 2006.
- [174] Immanuel M Bomze, Vladimir F Demyanov, Roger Fletcher, Tamás Terlaky, Imre Pólik, and Tamás Terlaky. Interior point methods for nonlinear optimization. *Nonlinear Optimization : Lectures given at the CIME Summer School held in Cetraro, Italy, July 1-7, 2007*, pages 215–276, 2010.
- [175] Klaus Schittkowski. Solving constrained nonlinear least squares problems by a general purpose sqp-method. In *Trends in Mathematical Optimization : 4th French-German Conference on Optimization*, pages 295–309. Springer, 1988.
- [176] Alex Barclay, Philip E Gill, and J Ben Rosen. Sqp methods and their application to numerical optimal control. In *Variational Calculus, Optimal Control and Applications : International Conference in Honour of L. Bittner and R. Klötzler, Trassenheide, Germany, September 23–27, 1996*, pages 207–222. Springer, 1998.
- [177] Md Abu Talhamainuddin Ansary and Geetanjali Panda. A sequential quadratic programming method for constrained multi-objective optimization problems. *Journal of Applied Mathematics and Computing*, 64(1) :379–397, 2020.
- [178] Sumeet Singh, Jean-Jacques Slotine, and Vikas Sindhwani. Optimizing trajectories with closed-loop dynamic sqp. In *2022 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 5249–5254. IEEE, 2022.

- [179] Marco Cavazzuti and Marco Cavazzuti. Deterministic optimization. *Optimization methods : From theory to design scientific and technological aspects in mechanics*, pages 77–102, 2013.
- [180] Jin-Kao Hao, Philippe Galinier, and Michel Habib. Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes. *Revue d'intelligence artificielle*, 13(2) :283–324, 1999.
- [181] Mohamed Abdel-Basset, Laila Abdel-Fatah, and Arun Kumar Sangaiah. Metaheuristic algorithms : A comprehensive review. *Computational intelligence for multimedia big data on the cloud with engineering applications*, pages 185–231, 2018.
- [182] Linda Slimani. *Contribution à l'application de l'optimisation par des méthodes métaheuristiques à l'écoulement de puissance optimal dans un environnement de l'électricité dérégulé*. PhD thesis, Université de Batna 2, 2009.
- [183] Hanaa Hachimi. *Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications*. PhD thesis, INSA de Rouen ; École Mohammadia d'ingénieurs (Rabat, Maroc), 2013.
- [184] Esperanza Garcia-Gonzalo and Juan Luis Fernandez-Martinez. A brief historical review of particle swarm optimization (pso). *Journal of Bioinformatics and Intelligent Control*, 1(1) :3–16, 2012.
- [185] Jonathan Shapiro. Genetic algorithms in machine learning. In *Advanced course on artificial intelligence*, pages 146–168. Springer, 1999.
- [186] Jean-Baptiste Recheur, Pierre Melchior, and Stéphane Victor. Optimisation multi-critère pour véhicules autonomes en environnement dynamique. *Automatique, Open Science, ISTE*, 2, 2018.
- [187] Dongshu Wang, Dapei Tan, and Lei Liu. Particle swarm optimization algorithm : an overview. *Soft computing*, 22 :387–408, 2018.
- [188] Dimitri P Bertsekas. Nonlinear programming. *Journal of the Operational Research Society*, 48(3) :334–334, 1997.
- [189] Jorge Nocedal and Stephen J Wright. Quadratic programming. *Numerical optimization*, pages 448–492, 2006.
- [190] Stephen Boyd and Lieven Vandenberghe. *Convex optimization*. Cambridge university press, 2004.
- [191] Urmila M Diwekar. *Introduction to applied optimization*, volume 22. Springer Nature, 2020.
- [192] Hong Tu Luu, Lydie Nouvelière, and Said Mammar. Dynamic programming for fuel consumption optimization on light vehicle. *IFAC Proceedings Volumes*, 43(7) :372–377, 2010.

- [193] Hong Tu Luu, Lydie Nouvelière, and Saïd Mammar. Ecological and safe driving assistance system : Design and strategy. In *2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 129–134. IEEE, 2010.
- [194] Hong-Tu Luu, Lydie Nouveliere, and Saïd Mammar. Toward a safer ecological driver assistance system. In *17th ITS World Congress*, pages elec–proc, 2010.
- [195] Michael Behrisch, Laura Bieker, Jakob Erdmann, and Daniel Krajzewicz. Sumo–simulation of urban mobility : an overview. In *Proceedings of SIMUL 2011, The Third International Conference on Advances in System Simulation*. ThinkMind, 2011.
- [196] Jan Hueper, Gunes Dervisoglu, Ajith Muralidharan, Gabriel Gomes, Roberto Horowitz, and Pravin Varaiya. Macroscopic modeling and simulation of freeway traffic flow. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(15) :112–116, 2009.
- [197] <https://www.tetcos.com/netsim-std.html>.
- [198] <https://www.ptvgroup.com/fr/solutions/produits/ptv-vissim/>.
- [199] <https://veins.car2x.org/>.
- [200] Alex Coiret, Emir Deljanin, and Pierre-Olivier Vandanjon. Vehicle energy savings by optimizing road speed-sectioning. *European Transport Research Review*, 12 :1–15, 2020.

Annexes

A Etude comparative entre les simulateurs

A.1 Revue des plateformes de simulation

On distingue généralement deux grandes catégories d'approches de simulation de trafic : les approches macroscopiques et microscopiques. Alors qu'un simulateur de trafic microscopique se concentre sur le mouvement de chaque entité individuelle au sein du système, en mettant l'accent sur leur mobilité [195], un simulateur de trafic macroscopique s'intéresse au flux global de trafic et prend en compte des contraintes générales telles que la densité de trafic et la répartition des véhicules [196].

Nous nous focaliserons sur les programmes de simulation de trafic microscopique, car ils fournissent une description détaillée (incluant la localisation, le temps, la vitesse, etc.) de chaque véhicule au sein du système. Ces informations détaillées peuvent ensuite être exploitées à des fins de prédiction, comme l'anticipation du comportement du conducteur.

Dans cette section, trois simulateurs de trafic microscopiques ont été discutés et comparés, mettant en évidence leurs avantages et limitations.

Nous présentons dans le Tableau 7, les principales fonctionnalités de chaque simulateur étudié.

Table 7 – Présentation des principales caractéristiques des simulateurs

Simulateur	Principales caractéristiques
NetSim [197]	<ul style="list-style-type: none">— Logiciel de simulation et d'émulation de réseaux— Exécution et visualisation de la simulation— Interfaçage avec des logiciels externes comme Matlab et Sumo— Développement d'algorithmes personnalisés
PTV Vissim [198]	<ul style="list-style-type: none">— Simulation microscopique des interactions complexes entre véhicules— Modélisation de l'offre et de la demande de transport— Simulation de véhicules connectés, autonomes, et solutions de Mobilité en tant que Service (MaaS)
Veins [199]	<ul style="list-style-type: none">— Simulation de réseaux véhiculaires— Combine deux simulateurs : OMNeT++ et SUMO

A.2 Le choix du simulateur adéquat

La méthode que nous utiliserons pour la comparaison est basée sur une analyse multicritère, qui se fait en deux phases : premièrement, l'attribution d'un coefficient (poids) allant de 0 à 10 pour chaque catégorie de critères en fonction de son importance dans ce cas d'utilisation ; ensuite, l'attribution d'un score (q-score) à chaque simulateur pour chaque catégorie de critères d'évaluation, basée sur une évaluation quantitative (voir l'Équation 27).

$$\text{q-score} = \frac{\sum_k (\text{Note}_k \times \text{Coefficient}_k)}{\sum_k \text{Coefficient}_k} \quad (27)$$

En fonction des sommes obtenues pour chaque action, nous pouvons établir un classement préférentiel. Une action avec une somme importante doit être priorisée.

Notre comparaison repose sur les critères suivants :

- **Nature du logiciel** : ce critère évalue le type de licence, la portabilité du logiciel, ainsi que son coût pour déterminer son accessibilité et sa flexibilité d'utilisation.
- **Affichage de la simulation** : ici, nous prenons en compte la qualité de l'affichage, le réalisme de la simulation et les exigences en ressources mémoire, pour apprécier l'expérience utilisateur et les performances visuelles du simulateur.
- **Documentation** : ce critère analyse les types de supports de documentation disponibles et l'existence d'une communauté active, facilitant ainsi l'apprentissage et le support technique.
- **Création de réseaux routiers et demande de trafic** : ce point inclut les capacités d'importation de données et de création de flux, permettant une simulation adaptée aux réalités de la circulation.
- **Besoins spécifiques à notre contexte d'étude** : nous évaluons ici la possibilité de la modélisation des véhicules autonomes, l'intégration des drones, l'interaction entre véhicules aériens et terrestres, ainsi que l'illustration des divers types de communication entre agents communicants, essentiels pour notre étude.

Nous avons attribué une note de 0 à 10 pour chaque critère en fonction de son importance. L'échelle d'importance des coefficients est la suivante :

- $0 \leq c \leq 5$: Peu important
- $6 \leq c \leq 7$: Important
- $8 \leq c \leq 9$: Très important
- $c=10$: Essentiel

Nous attribuons un coefficient à chaque critère selon nos priorités dans le 8.

Table 8 – Attribution des coefficients aux catégories de critères en fonction de nos priorités

Catégorie	Coefficient (c)	Importance
Nature du logiciel	7	Important
Affichage de la simulation	8	Très important
Qualité de la documentation	7	Important
Création de réseaux routiers	10	Essentiel
Besoins spécifiques à notre scénario	10	Essentiel

Nous détaillons maintenant l'étude comparative dans les tableaux 9, 10, 11, 12 et 13.

Table 9 – Comparaison entre les simulateurs basée sur le critère de la nature du logiciel

Simulateur	Open Source	Gratuité	Windows	Linux	MacOs	q score
NetSim	NON	NON	OUI	OUI	OUI	6
PTV Vissim	NON	NON	OUI	NON	NON	2
Veins	OUI	OUI	OUI	OUI	NON	8

Table 10 – Comparaison entre les simulateurs basée sur la qualité de l'affichage de la simulation

Simulateur	2D	3D	Réalisme	Mémoire	q score
NetSim	OUI	NON	NON	OUI	5
PTV Vissim	OUI	OUI	OUI	NON	7.5
Veins	OUI	NON	NON	OUI	5

Table 11 – Comparaison entre les simulateurs basée sur la documentation

Simulateur	En ligne	PDF	GUI	.com	.conf	Forum	.train	q score
NetSim	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	NON	9
PTV Vissim	NON	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	9
Veins	OUI	NON	OUI	OUI	OUI	OUI	NON	7.5

Table 12 – Comparaison des simulateurs selon la gestion de la demande de trafic et la création de réseaux routiers

Simulateur	Visualisation	Importation	Offre-Demande	Décision sur la route	q score
NetSim	OUI	OUI	OUI	OUI	10
PTV Vissim	OUI	OUI	OUI	OUI	10
Veins	OUI	OUI	OUI	NON	7.5

Nous présentons les résultats de la comparaison entre les simulateurs dans le Tableau 14.

Table 13 – Comparaison entre les simulateurs selon les besoins spécifiques liés à notre contexte

Simulateur	Modélisation microscopique	Ajout de capacités	CAV	Inter-modalité	Comportement dynamique	API	Modélisation des drones	q score
NetSim	OUI	OUI	OUI	OUI	NON	OUI	OUI	8.5
PTV Vis-sim	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	OUI	NON	8.5
Veins	OUI	OUI	NON	OUI	NON	OUI	NON	5.75

Table 14 – Résultats de la comparaison entre simulateurs

	C 1	C 2	C 3	C 4	C 5	Total	Moyenne
Total des coefficients	7	8	7	10	10	42	
NetSim	6	5	9	10	8.5	330	7.86
PTV Vissim	2	7.5	9	10	8.5	322	6.61
Veins	8	5	7	7.5	5.75	277.5	7.67

Après avoir mené une étude comparative des différents simulateurs selon plusieurs critères, le contexte de l'étude a été identifié comme le plus déterminant. Ainsi, il en ressort que NetSim s'avère le simulateur le mieux adapté pour notre cas d'étude. Ce choix est motivé par les fonctionnalités uniques de NetSim, notamment sa capacité à intégrer une entité aérienne, en l'occurrence, le drone, et à modéliser des communications interagents, telles que les échanges d'informations en temps réel entre un véhicule et un drone.

Dans le cadre de cette thèse, des simulations préliminaires ont été menées dans un environnement de trafic routier, en interfaçant les simulateurs SUMO et NetSim. Cette intégration a permis de transférer les données de simulation du trafic générées dans SUMO vers NetSim, facilitant ainsi une modélisation réaliste des flux de circulation au sein de NetSim.

Grâce à cette interfaçage, nous avons pu observer et analyser la transmission d'une alerte envoyée en temps réel par le drone vers un véhicule cible, démontrant l'efficacité de la coordination inter-agent dans des contextes critiques. Ces essais initiaux confirment la capacité de NetSim à gérer des interactions complexes et dynamiques, validant ainsi son aptitude à étudier plus en profondeur les scénarios de communication et de coopération entre agents autonomes tout en intégrant les défis inhérents au trafic routier.

B Compléments au Scénario du système de deux drones pour l'amélioration de la sécurité routière

B.1 Algorithme du drone HA

Cette annexe représente les algorithmes implémentés dans le drone HA et le drone BA, respectivement, dans le scénario présenté à la section 3.3 du chapitre 3.

Algorithm HA Algorithme pour le drone HA

Entrée : Vidéo

Sortie : Alertes au drone BA

```
1:
2: for chaque véhicule  $i$  do
3:   for  $d_c$  dans la plage  $(d_{c,i}, d_{c,t}, -d_{c,p})$  do
4:      $accTab$ .ajouter( $a_c(d_c)$ )
5:     if  $v_c(d_c) > v_{\max}$  then
6:       print("U2U : Conduite imprudente, vitesse supérieure à la limite!")
7:     end if
8:     if  $|a_c(d_c)| > a_{\max}$  then
9:       print("U2U : Accélération ou décélération élevée du véhicule!")
10:       $n = n + 1$ 
11:       $accPer = n / \text{len}(accTab)$ 
12:    end if
13:    if  $accPer > p_0$  then
14:      print("U2U : Conduite inconfortable")
15:    end if
16:    if  $|y - y_0| > \frac{l}{2}$  then
17:      print("U2U : Trajectoire déviée du véhicule")
18:    end if
19:  end for
20: end for
```

B.2 Algorithme du drone BA

Algorithm BA Algorithme pour le drone BA

Entrée : Vidéo

Sortie : Alertes au véhicule/infrastructure

```
1:
2: for chaque véhicule  $i$  do
3:   for  $d_c$  dans la plage  $(d_{c,t}, 0, -d_{c,p})$  do
4:      $accTab$ .ajouter( $a_c(d_{c,t})$ )
5:     if  $d_c > d_{c,b}$  then
6:       if  $v_c(d_c) > v_{max}$  then
7:         print("U2V : Vitesse au-dessus de la limite, ralentissez!")
8:       else
9:         print("U2V : Limite de vitesse respectée")
10:      end if
11:      if  $a_c(d_c) > a_0$  then
12:        print("U2V : Attention, vous accélérez trop vite!")
13:         $n = n + 1$ 
14:         $accPer = n / \text{len}(accTab)$ 
15:      else if  $a_c(d_c) < -a_0$  then
16:        print("U2V : Attention, vous freinez soudainement!")
17:         $n = n + 1$ 
18:         $accPer = n / \text{len}(accTab)$ 
19:      end if
20:      if  $accPer > p_0$  then
21:        print("U2V : Conduite inconfortable!")
22:      end if
23:      if  $|y - y_0| > \frac{l}{2}$  then
24:        print("U2V : Attention, votre trajectoire est déviée!")
25:      end if
26:      else if  $d_c < d_{c,b}$  then
27:        if  $(v_c(d_c) > v_{max})$  ou  $(|a_c(d_c)| > a_0)$  ou  $(|y - y_0| > \frac{l}{2})$  then
28:          print("U2I : Alerte infrastructure!")
29:        end if
30:      end if
31:    end for
32: end for
```

C Algorithmes d'optimisation pour les deux approches : Sans assistance du drone, avec assistance du drone

Cette annexe présente les algorithmes des deux approches : SSO-NDA, implémentée dans le véhicule autonome, et CSO-WDA, intégrée au niveau du drone, tels que détaillés dans la section 4.3 du chapitre 4.

C.1 Algorithme implémenté dans le véhicule autonome

Algorithm SSO-NDA Optimisation Séquentielle de la Vitesse Sans Assistance de Drone

Require: N , vitesses $_{v0}$, l , h , δ_t , v_{\min} , v_{\max} , a_{\min} , a_{\max}

Ensure: $V_{\text{opt}}[N - 1][N_{\text{tapes}}]$

$N_{\text{tapes}} \leftarrow \text{longueur}(\text{vitesses}_{v0})$

Initialiser $v_{\text{init}}[N - 1]$, $x_{\text{init}}[N - 1]$

Définir les bornes lb , ub pour l'optimisation

Configurer les options de l'optimisation PSO (taille de l'essaim, itérations maximales, plage d'inertie, fonction hybride, paramètres d'affichage)

for chaque véhicule i de 2 à N **do** \triangleright Optimisation séquentielle pour chaque véhicule

Définir la fonction objective pour le véhicule i en fonction de ses paramètres initiaux et des contraintes, en considérant le véhicule précédent

Exécuter le PSO individuellement pour le véhicule i afin d'obtenir v_{opt}^i

Enregistrer les vitesses optimisées pour le véhicule i : $V_{\text{opt}}[i - 1] = [v_{\text{init}}^i; v_{\text{opt}}^i]$

Calculer les positions cumulatives pour le véhicule i :

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + V_{\text{opt}}[i - 1][t] \cdot \delta_t$$

end for

retourner V_{opt}

C.2 Algorithme implémenté dans le drone

Algorithm CSO-WDA Optimisation Centralisée de la Vitesse avec Assistance de Drone

Require: $N, N_{\text{étapes}}, \text{vitesses}_{v0}, l, h, \delta_t, v_{\min}, v_{\max}, \theta, H_{\text{drone}}, L_{\text{VEH}}$

Ensure: $V_{\text{opt}}[(N-1) \times N_{\text{étapes}}]$

$N_{\text{étapes}} \leftarrow \text{longueur}(\text{vitesses}_{v0})$

Calculer $\text{Longueur_de_Couverture} = 2H_{\text{drone}} \tan\left(\frac{\theta}{2}\right)$

Calculer $N_{\text{vehicules_max}} = \text{floor}\left(\frac{\text{Longueur_de_Couverture}}{L_{\text{VEH}}+l}\right)$

$N \leftarrow \min(N, N_{\text{vehicules_max}})$ ▷ S'assurer que N est dans la capacité de couverture du drone

Initialiser $x_{\text{init}}[N]$ et $v_{\text{init}}[N]$

Définir les bornes globales lb et ub pour l'optimisation PSO

Configurer les options de l'optimisation PSO

Définir une fonction objective centralisée J qui prend en compte tous les véhicules et leurs interactions

Exécuter le PSO pour obtenir V_{opt} pour les véhicules 1 à $N-1$

for $t = 1$ à $N_{\text{étapes}}$ **do**

 Enregistrer : $V_{\text{opt}}[:, t] = v_{\text{opt}}[:, t]$

 Le drone communique $v_{\text{opt}}[:, t]$ à chaque véhicule dans la zone Z2

for chaque véhicule i de 2 à N **do**

$$v_i(t+1) = V_{\text{opt}}[i-1, t], \quad x_i(t+1) = x_i(t) + V_{\text{opt}}[i-1, t] \cdot \delta_t$$

end for

end for

retourner V_{opt}

D Intervention du drone pour la gestion d'un flux de véhicules en approche d'une intersection

D.1 Scénario d'étude

Dans cette annexe, nous faisons à la fois suite à la fin du chapitre 3, en continuité directe de ce qui y a été présenté, en présentant une première amorce d'un système d'alerte à double effet, tout en commençant à répondre à la perspective numéro 2 énoncée dans le chapitre : Conclusion générale, Perspectives et Recommandations. Dans cette partie, nous nous concentrons sur un flux de quatre véhicules distribués aléatoirement, en tenant compte de la possibilité de trajectoires courbes ou droites lorsqu'ils naviguent l'intersection. Les véhicules visent à parcourir le carrefour sans collisions. En d'autres termes, ils cherchent à assurer un passage sécurisé à travers l'intersection. Ce scénario est présenté dans la Figure 13.

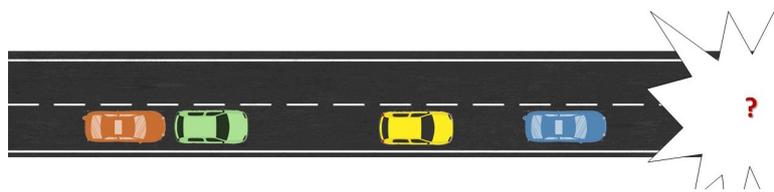


Figure 13 – Carrefour classique : un flux de quatre véhicules en amont d'une intersection

Pour éviter les collisions, les véhicules doivent s'arrêter complètement au pied de l'intersection, cédant la priorité aux véhicules sur d'autres voies avant de pouvoir poursuivre leur route. Lorsque le signal d'arrêt devient visible pour le conducteur, ce dernier freine pour s'arrêter avant le centre de l'intersection.

D.2 Description de l'algorithme

D.2.1 Aperçu

Un algorithme a été implémenté pour traiter les données collectées par le drone dans la Zone 3, gérer son intervention en cas d'anomalies du profil de conduite et déclencher une alerte par intervention de l'infrastructure en cas ultime. L'algorithme revisité et inspiré de notre approche globale est résumé dans la Figure 14.

Dans la Z3, nous nous concentrons sur l'amélioration de la sécurité routière en anticipant le comportement du conducteur. Situé à une distance de $d_{c,i}$ du centre de l'intersection routière, le drone dans cette zone a pour rôle d'acquérir le profil $(x_c(t), y_c(t), v_c(t), a_c(t))$ de chaque véhicule, déterminant la position, la vitesse et l'accélération du véhicule au fil du temps afin d'identifier le profil de conduite. Un comportement anormal du conducteur est identifié à travers

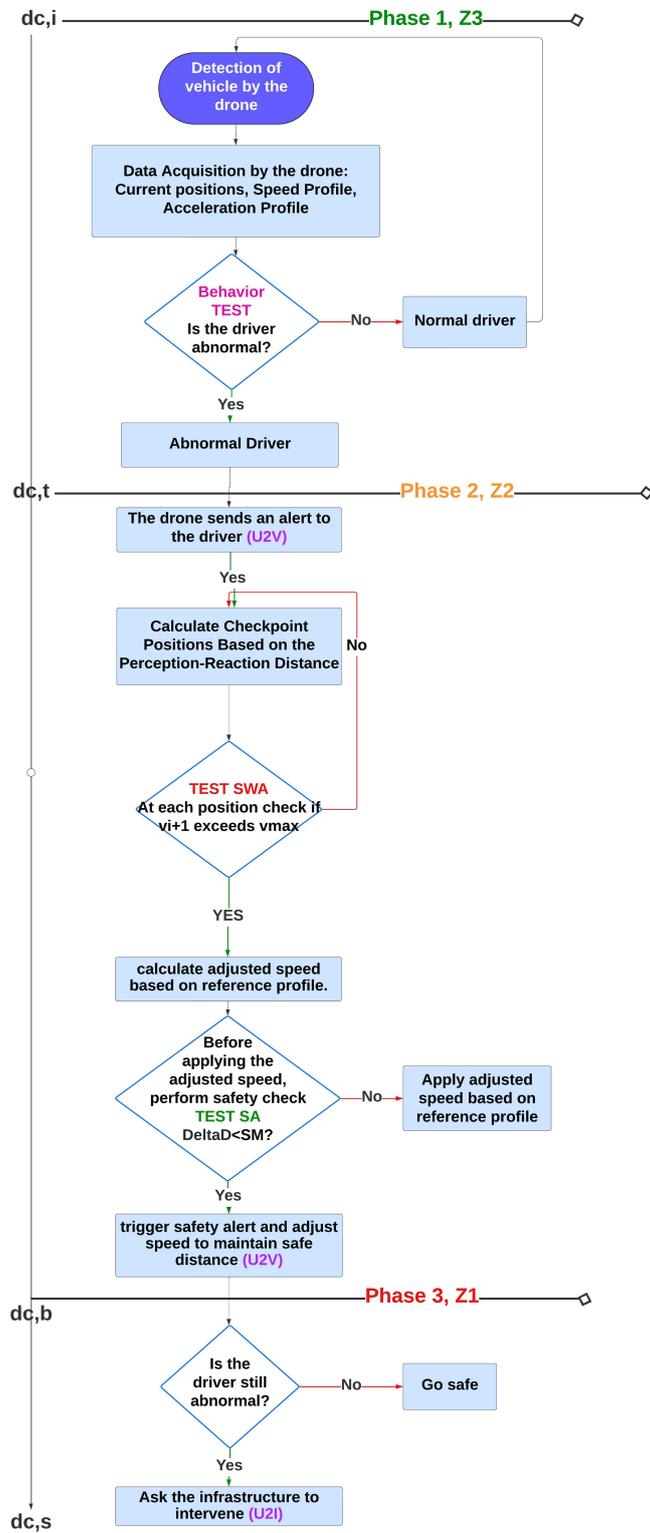


Figure 14 – Algorithme proposé consistant en trois phases

différents cas. L'un de ces cas implique la déviation du véhicule par rapport à une trajectoire rectiligne sur l'axe y , où une déviation supérieure à la moitié du seuil défini $\frac{L}{2}$ indique un comportement anormal. Un autre cas est lorsque la vitesse à la distance $d_{c,t}$ dépasse la limite de vitesse légale v_{\max} , indiquant que le conducteur approche rapidement. De même, un autre cas se présente lorsque l'accélération à la distance $d_{c,t}$ dépasse l'accélération longitudinale maximale tolérable a_{\max} , suggérant une accélération ou une décélération excessive par le conducteur. Enfin, pendant la trajectoire en Z3, de $d_{c,i}$ à $d_{c,t}$, si le pourcentage de temps où la valeur absolue de l'accélération $|a_c(d_c)|$ dépasse a_0 excède le seuil prédéfini p_0 . Dans Z2, notre objectif est d'améliorer le flux de trafic en équipant le drone d'un système de prise de décision. Dans cette zone, qui a un rayon réduit égal à $d_{c,t}$, le drone envoie des ordres et des instructions aux véhicules traversant l'intersection. Ici, l'accent est mis sur la correction du comportement en ajustant la vitesse tout en garantissant une distance inter-véhiculaire sécurisée. Bien que l'accélération soit testée dans Z3, elle ne sera pas considérée dans les tests d'ajustement mais fournira une idée plus précise du comportement de conduite du véhicule à l'entrée de la Z2.

Il existe deux types d'alertes potentielles :

- **Alerte de dépassement de vitesse (SWA)** : Cette alerte est envoyée à un véhicule s'il dépasse la vitesse maximale v_{\max} à n'importe quelle position $d_{p,r}$.
- **Alerte de Sécurité (SA)** : Cette alerte est déclenchée lorsque le véhicule suivant V_{i+1} , en répondant à la SWA, entre dans une situation d'insécurité avec le véhicule précédent V_i .

En cas de détection d'une alerte, le drone calcule la vitesse appropriée que le véhicule doit adopter pour assurer la sécurité et le respect du code de la route. Le calcul des vitesses et des distances de sécurité est répété à l'expiration de chaque d_{p-r} . Cela garantit que le système surveille et gère en continu le flux de circulation, améliorant ainsi la sécurité et l'efficacité à l'intersection.

En Z1, si le conducteur d'un véhicule continue à présenter un comportement anormal, le drone envoie une alerte à l'infrastructure pour intervenir afin que le véhicule s'arrête.

D.2.2 Algorithme détaillé

Nous fournissons maintenant une description détaillée de notre algorithme proposé, qui comprend trois phases.

Phase 1 : Test et identification du comportement du conducteur (en Z3)

La première phase consiste à déterminer pour chaque véhicule si le comportement du conducteur est normal ou anormal en se basant sur les définitions présentées dans le tableau 2.2 du chapitre précédent. Pour ce faire, le drone surveille la dynamique du véhicule à partir d'une distance initiale, notée $d_{c,i}$, jusqu'à une distance seuil spécifiée, notée $d_{c,t}$, positionnée

entre le véhicule et le centre du carrefour (Voir Figure 2.4). Les données recueillies comprennent non seulement le profil de trajectoire $(x_c(d_c), y_c(d_c))$ mais aussi le profil de vitesse $v_c(d_c)$ et le profil d'accélération $a_c(d_c)$.

Lorsque le véhicule atteint la distance $d_{c,t}$, le drone évalue le comportement du conducteur. Si l'un ou l'autre $|y_c(d_{c,t}) - y_0| > \frac{L}{2}$, avec L la largeur du véhicule et y_0 la position précédente sur l'axe y , ou $v_c(d_{c,t}) > v_{\max}$ ou $a_c(d_{c,t}) > a_{\max}$, ou si plus de p_0 valeurs dans le profil d'accélération dépassent a_{\max} , le drone classe le comportement du conducteur comme anormal. Cela indique que le véhicule a une trajectoire étrange, ou s'approche trop rapidement du carrefour, subit une accélération ou une décélération brusque, ou présente une accélération résiduelle, respectivement. Dans de tels cas, le drone envoie instantanément une alerte au conducteur. En revanche, si le drone détermine que le conducteur du véhicule respecte les normes attendues, il ne déclenche aucune alerte.

Phase 2 : Décision du drone (en Z2)

Dans la deuxième phase, le drone propose une décision pour le véhicule, en recommandant une réduction progressive de la vitesse si nécessaire. Pour y parvenir, le drone se concentre sur le suivi de la progression du véhicule jusqu'à la distance de freinage. Sa tâche est d'assurer deux types de tests : le premier test est le SWA. À chaque point de contrôle, si $v_{i+1}(d_{c,t}, t - k \cdot d_{c,p-r})$ dépasse v_{\max} (en considérant la $k^{\text{ième}}$ itération), nous calculons la vitesse ajustée en fonction du profil de référence en utilisant les formules suivantes :

$$v_{c,ref2}(d_c) = \frac{\delta v}{d_{c,t} - d_{b,ref}} \cdot d_c + \left(v_c + \delta v - \frac{d_{c,t} \cdot \delta v}{d_{c,t} - d_{b,ref}} \right) \quad (28)$$

$$d_{b,ref} = d_{stop} + \frac{v_0^2}{2 \cdot f_l \cdot g} \quad (29)$$

où v_c est la vitesse initiale à la position d_c . Ces profils de référence sont élaborés dans le but de minimiser la consommation d'énergie et sont similaires à ceux décrits dans [200], en particulier dans la section sur la vitesse sur route. La vitesse de référence varie linéairement par rapport à la distance (pente à vitesse constante δv , voir équation 28).

Avant d'appliquer l'ajustement dû au test SWA, nous effectuons le test SA. Ce test consiste à vérifier si la distance actuelle entre deux véhicules consécutifs est sûre. La situation est évaluée en utilisant la marge de sécurité SM telle que définie dans l'équation 30 (en considérant la $k^{\text{ième}}$ itération). SM est calculé à l'aide des équations de la distance réelle actuelle entre un véhicule de tête et un véhicule suiveur (voir l'équation 31) et de l'équation de la distance de sécurité requise (voir l'équation 32). Tant que $SM \geq 0$, les véhicules sont à une distance de sécurité. Si $SM < 0$, le drone envoie une alerte de sécurité (SA) au conducteur du véhicule

suiveur en raison d'une distance dangereuse.

$$SM(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) = \delta D(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) - \delta D_s(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) \quad (30)$$

$$\delta D(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) = |x_{V_{i+1}}(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) - x_{V_i}(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r})| \quad (31)$$

$$\delta D_s(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) = h \cdot v_{V_{i+1}}(d_{c,t} - k \cdot d_{c,p-r}) + l \quad (32)$$

où l est la distance résiduelle minimale souhaitée à un arrêt, et h représente le temps intervéhiculaire entre les véhicules.

Si la distance actuelle est jugée sécuritaire, le véhicule peut poursuivre sa route sans risque. Dans le cas contraire, une alerte de sécurité est déclenchée et la vitesse est ajustée pour maintenir cette distance de sécurité. Nous calculons l'ajustement de vitesse ΔV pour l'ajustement SA comme suit :

$$\Delta V = \frac{\Delta d}{t_{p-r}} \quad (33)$$

où Δd est la différence entre la distance actuelle ΔD et SM . Par conséquent, la nouvelle vitesse à adopter lors du test SA est

$$v_{adj} = v_c - \Delta V \quad (34)$$

où v_c est la vitesse actuelle du véhicule à la position où l'alerte de sécurité est déclenchée.

Phase 3 : Freinage (en Z1)

Enfin, la troisième phase implique l'étape de freinage final. Cette phase démarre à une distance $d_{c,b} = d_{b,ref} + d_{stop}$, telle que le véhicule s'arrête à la distance d_{stop} de l'intersection. Le profil de vitesse de référence pendant la phase de freinage est déterminé par l'équation 35, basée sur un modèle de dissipation d'énergie cinétique.

$$v_{c,ref3}(d_c) = \sqrt{v_0^2 - 2 \cdot f_l \cdot g \cdot (d_{b,ref} - d_c)} \quad (35)$$

On peut voir sur la figure 15 la stratégie d'ajustement de la vitesse dans les phases 2 et 3, avec v_{max} fixé à 50 km/h (13,88 m/s), ce qui correspond à la limite de vitesse réglementaire en zone urbaine.

En atteignant $d_{c,b}$, le drone effectue une comparaison entre la vitesse du véhicule et la valeur de vitesse de référence (v_{max}). Si $v_c(d_{c,b}) \leq v_{max}$ l'opération de freinage est considérée

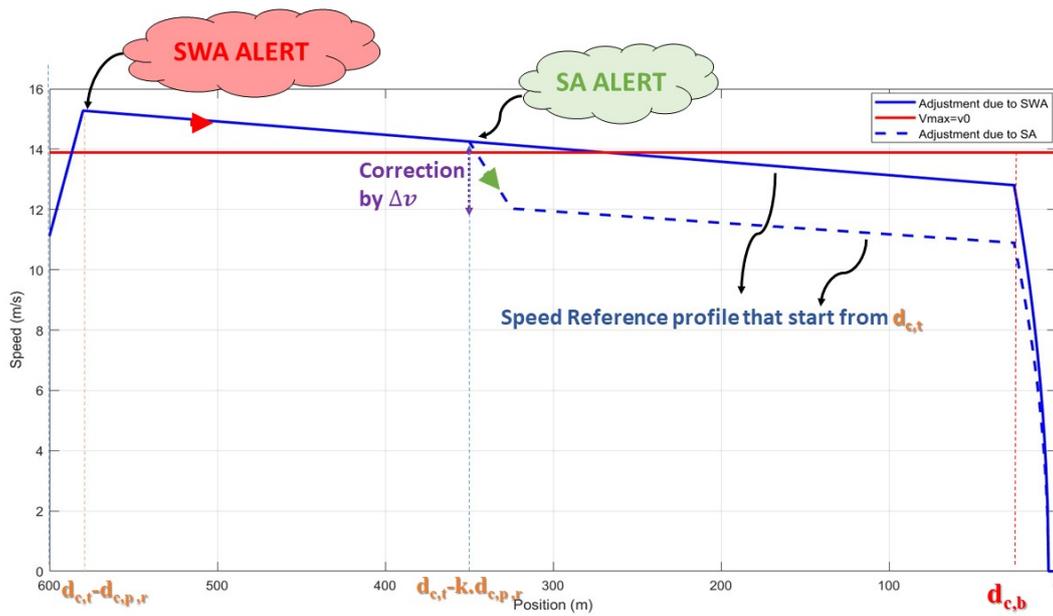


Figure 15 – Stratégie d'Ajustement de vitesse grâce aux tests SWA et SA en phase 2 et 3

comme sûre, et le véhicule s'arrêtera avant d'atteindre l'intersection. Dans le cas contraire, le drone envoie une alerte à l'infrastructure pour forcer le véhicule à s'arrêter.

Les résultats de simulation restent à venir en cohérence avec un profil réaliste en entrée.