

N° d'ordre : 3450

THESE EN COTUTELLE

En vue de l'obtention du : **DOCTORAT**

Centre de Recherche : Sciences et Technologies

Structure de Recherche : LRIT

Discipline : Sciences de l'Ingénieur

Spécialité : Informatique et Télécommunications

Présentée et soutenue le 31/03/2021 par :

Ahmed MEJDOUBI

Systèmes de Transport Intelligents Coopératifs : Contribution aux problèmes de gestion du trafic routier

JURY

Mohammed EL HASSOUNI	PES, Faculté des Lettres et des Sciences Humaines, Université Mohammed V Rabat	Président
Mohamed OUADOU	PES, Faculté des Sciences, Université Mohammed V Rabat	Directeur de Thèse
Hacène FOUCAL	Professeur des universités, Université de Reims Champagne- Ardenne de Reims, France	Directeur de Thèse
Ouadoudi ZYTOUNE	PES, Ecole Nationale des Sciences Appliquées, Université Ibn Tofail de Kénitra	Co-encadrant
Atika RIVENQ MENHAJ	Professeur, Institut National des Sciences Appliquées, Université Polytechnique Hauts-de-France	Rapporteur/ Examineur
Khalid MINAOUI	PES, Faculté des Sciences, Université Mohammed V Rabat	Rapporteur/ Examineur
Moulay Ahmed FAQIHI	PH, Ecole Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes - Université Mohammed V de Rabat	Rapporteur/ Examineur

Année Universitaire : 2020/2021



À Mes très chers parents,
À Mes chers frères et soeurs,
À Mes meilleurs amis.



Remerciements

Cette thèse de doctorat a été menée dans le cadre d'une thèse en cotutelle pour l'obtention du grade de Docteur de l'Université Mohammed V Rabat et de l'Université Reims Champagne-Ardenne.

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au Laboratoire de Recherche en Informatique et Télécommunications (LRIT) de la Faculté des Sciences, Université Mohammed V Rabat au Maroc sous la direction de M. Mohamed OUADOU et le co-encadrement de M. Ouadoudi ZYTOUNE, et au Centre de Recherche en Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication (CReSTIC) de l'Université Reims Champagne-Ardenne en France, sous la direction de M. Hacène FOUCHAL.

Je commence par exprimer ma plus vive reconnaissance à mon directeur de thèse M. Mohamed OUADOU, Professeur d'Enseignement Supérieur à la faculté des sciences de Rabat, pour la confiance qu'il m'a accordé en acceptant de diriger ma thèse. Je tiens à lui remercier d'avoir été toujours disponible pour m'apporter son aide précieux et ses conseils, ainsi que pour ses efforts qu'il a accordés pour l'accomplissement de ce travail de thèse.

Mes remerciements vont également à mon directeur de thèse en France M. Hacène FOUCHAL, Professeur des Universités à l'URCA de Reims, de m'avoir accueilli au sein du laboratoire CReSTIC et de m'avoir consacré de son temps et énergie malgré son agenda très chargé. J'ai ainsi largement pu profiter de ses conseils toujours pertinents ainsi que de sa rigueur scientifique.

Je suis également très reconnaissant à mon co-encadrant de thèse, M. Ouadoudi

ZYTOUNE, Professeur Habilité à l'École Nationale des Sciences Appliquées (ENSA) de Kénitra, pour sa disponibilité, ses conseils, ses encouragements et pour les discussions et les échanges instructifs et son soutien qui m'ont permis de mener à la réussite de cette thèse.

Je tiens à remercier sincèrement M. Mohammed EL HASSOUNI, Professeur d'Enseignement Supérieur à la Faculté des Lettres et Sciences Humaines de Rabat, d'avoir accepté de présider le jury de ma thèse.

Je tiens à exprimer mes profonds remerciements à Mme. Atika RIVENQ MENHAJ, Professeur à l'Université Polytechnique Hauts-de-France, pour l'attention qu'elle a témoignée envers ce travail en acceptant d'en être rapporteur et pour me faire l'honneur d'assister à mon jury de thèse.

Je souhaite remercier sincèrement M. Khalid MIANOU, Professeur Habilité à la Faculté des Sciences de Rabat, d'avoir aimablement accepté d'évaluer mon travail en tant que rapporteur et pour me faire l'honneur d'assister à mon jury de thèse.

Je tiens également à remercier profondément M. Moulay Ahmed FAQIHI, Professeur Habilité à l'École Nationale Supérieure d'Informatique et d'Analyse des Systèmes (ENSIAS), pour l'attention qu'il a manifestée pour ces travaux en s'engageant à être rapporteur et pour me faire l'honneur d'assister à mon jury de thèse.

Ces remerciements seraient incomplets si j'omettais d'exprimer mes sincères sentiments et ma grande reconnaissance au Feu M. Driss ABOUTAJDINE, qui a créé un environnement rigoureux, stimulant et rempli d'opportunités au travers du laboratoire LRIT. J'aurai bien aimé de lui avoir comme membre de jury de ma thèse, mais malheureusement le destin veut qu'il ne soit plus. Que Dieu ait son Ame et l'accueille en son vaste paradis.

Enfin, j'adresse mes remerciements à tous les membres des laboratoires LRIT et CReSTIC qui m'ont apporté leur soutien et leurs encouragements tout au long de cette période de thèse dans une ambiance chaleureuse et conviviale.



Résumé

Les systèmes de transport autour desquels le monde moderne s'est construit sont au bord d'une transformation significative. Les nouveaux systèmes de transport intelligents coopératifs (C-ITS) ont suscité un grand intérêt scientifique durant cette dernière décennie. Ces systèmes se sont révélés être une solution aux divers problèmes de circulation routière et promettent à contribuer également au développement économique, environnemental et social par la proposition de nouvelles solutions relatives à l'optimisation de l'utilisation des routes. Un des grands défis des C-ITS est d'assurer une gestion intelligente d'un volume très élevé des véhicules sur la route dans le but réduire les embouteillages, la consommation de carburant, les retards sur la route, etc. Dans ce contexte, nous nous intéressons dans cette thèse particulièrement à l'optimisation et la gestion *intelligente* du trafic routier. Dans un premier temps, nous proposons une nouvelle approche de gestion de trafic routier qui se base sur un modèle de prédiction linéaire qui utilise en entrée des informations de trafic en temps réel collectées à partir des communications véhiculaires. Cette approche permet une gestion adaptative du trafic routier en milieu urbain. Puis dans un deuxième temps, nous proposons une solution pour remédier à la problématique de gestion du trafic routier en appliquant une technique d'apprentissage automatique. Nous avons combiné les données véhiculaires avec un algorithme d'apprentissage par renforcement afin de calculer le meilleur chemin possible en réduisant le temps de transit des véhicules cumulé. Cette nouvelle combinaison permet d'analyser le comportement des véhicules en relation avec leur trajets quotidiens en fonction de différents types de scénarios. Notre travail dans cette thèse a été validé par le biais des simulateurs OMNeT++ et Matlab afin de pouvoir tester différents scénarios d'évaluation. Les résultats des simulations numériques montrent l'apport de nos contributions par rapport aux solutions existantes en termes de temps d'attente, temps de conduite et le temps de parcours des véhicules.

Mots-clés : Systèmes de Transport Intelligents Coopératifs, Optimisation du trafic routier, Apprentissage automatique, VANETs, Prédiction de trafic



Abstract

The transport systems around which the modern world has been built are on the verge of significant transformation. The new Cooperative Intelligent Transport Systems (C-ITS) have received immense attention from both academic researchers and industry leaders over the last decade. These systems have emerged as a solution to various road traffic issues and an efficient way to improve the performances in transportation systems, and promise to contribute also to economic, environmental and social development by proposing new issues related to the road traffic optimization. One of the major challenges of C-ITS is to ensure intelligent management of the very high volume of vehicles on the road, which has become a source of many problems such as traffic congestion, fuel consumption, excessive delays on the road, etc. In this context, we are particularly interested in this thesis in the optimization and intelligent management of road traffic. The first contribution concerns the proposal for a new road traffic management approach. This latter is based on a linear prediction model that uses real-time traffic information collected from vehicle communications as input and allows an adaptive management of road traffic in urban areas. In the second contribution, we propose a solution to the road traffic management problem by applying a machine learning technique. We have combined vehicle data with a reinforcement learning algorithm to calculate the best possible path which leads to reduce the cumulative transit time for vehicles. This new combination makes possible to analyze the behavior of vehicles in relation with their daily journeys according to different types of scenarios. Our work has been validated using the OMNeT++ and MATLAB simulators to test different evaluation scenarios. The results of the simulations show the better performances of our contributions compared to existing solutions in terms of waiting time, driving time and vehicle transit delay.

Keywords : Cooperative Intelligent Transport Systems, Road traffic optimization, Machine learning, VANETs, Traffic prediction



Table des matières

Remerciements	5
Résumé	7
Abstract	9
Table des matières	11
Liste des abréviations	13
Liste des figures	15
Liste des tableaux	17
1 Introduction générale	19
2 Systèmes de Transport Intelligents : Vue d'ensemble	25
2.1 Introduction	25
2.2 Définition	27
2.3 Histoire des systèmes de transport intelligents	29
2.4 Technologies de communication utilisées dans les STI	32
2.5 Applications de systèmes de transport intelligents	34
2.6 Conclusion	38
3 État de l'art des systèmes de gestion du trafic routier	39
3.1 Introduction	39
3.2 Détection de la congestion du trafic routier	40

3.3	Contrôle intelligent des feux de circulation	42
3.4	Systèmes de contrôle de trafic basés sur les communications V2X . . .	50
3.5	L'apprentissage automatique dans les systèmes de transport	54
3.6	Conclusion	59
4	Approche prédictive pour la gestion du trafic routier	61
4.1	Introduction	61
4.2	Architecture et composants de l'approche proposée	62
4.2.1	Description du comportement des véhicules	63
4.2.2	Description du comportement des unités RSU	66
4.3	Approche de gestion du trafic routier prédictif proposée	67
4.4	Nouvelle métrique de calcul du temps de passage moyen	71
4.5	Évaluation et analyse des performances	76
4.6	Conclusion	77
5	Approche d'optimisation du temps de transit par apprentissage au-	
	tomatique	81
5.1	Introduction	81
5.2	Apprentissage automatique	82
5.2.1	Apprentissage supervisé	82
5.2.2	Apprentissage non supervisé	84
5.2.3	Apprentissage par renforcement	84
5.3	L'approche d'optimisation du temps de transit proposée	86
5.4	Évaluation et analyse des performances	89
5.5	Conclusion	96
6	Conclusion générale et perspectives	97
	 Bibliographie	 101



Liste des abréviations

ALI - Autofahrer Leitund Information System
ALV - Autonomous Land Vehicle
ANN - Artificial Neural Networks
AODV - Ad-hoc On-demand Distance Vector
ATIS - Système avancé d'information aux voyageurs
ATLCS - Adaptive Traffic Light Control System
ATMS - Système avancé de gestion du trafic
AVL - Automatic Vehicle Location
C-ITS - Cooperative Intelligent Transport Systems
CACS - Comprehensive Automobile Traffic Control System
CVR - Connected Vehicle Research
DSDV - Destination-Sequenced Distance-Vector
DSR - Dynamic Source Routing
EMS - Emergency Management System
EMS - Event Management System
ERGS - Electronic Route Guidance System
ETSI - European Telecommunications Standards Institute
GPCR - Greedy Perimeter coordinator Routing
GPRS - General Packet Radio Service
GPS - Global Positioning System
I2V - Infrastructure to vehicle
IA - Intelligence Artificielle

IEEE - Institute of Electrical and Electronics Engineers
ITS - Intelligent Transport Systems
IVHS - Intelligent Vehicle Highway Systems
IoT - Internet of Things
KNN - K-Nearest Neighbors
LP - Linear Prediction
LPC - Linear Predictive Coding
LTE - Long-Term Evolution
MDP - Markov Decision Process
RL - Reinforcement Learning
RNN - Recurrent Neural Networks
RSE - Road Side Equipment
RSU - Road-Side Unit
SIG - Système d'information géographique
STI - Systèmes de Transport Intelligent
SUMO - Simulation of Urban MObility
TCS - Traffic Control System
TIC - Technologies de l'Information et de la Communication
TIS - Traveler Information System
TMC - Traffic Management Center
TMS - Traffic Management System
TMS - Traffic Monitoring System
TSP - Transit Signal Priority
V2I - Vehicle to infrastructure
V2V - Vehicle to vehicle
V2P - Vehicle to personal devices
V2X - Vehicle to everything
VANET - Vehicular Ad-Hoc Network
VCS - Video Control System
VTL - Virtual Traffic Lights
WSN - Wireless sensor network

Table des figures

2.1	Technologies et services de communication pour les STI [1]	26
2.2	Évolution des STI depuis 1914 [2]	31
2.3	Applications STI dans le cadre de l'architecture de référence des stations STI [3] .	36
4.1	Architecture générale du système	62
4.2	Messages périodiques (<i>beacons</i>)	64
4.3	Message de type Requête	64
4.4	Exemple de couverture partielle d'un segment	65
4.5	Réponse RSU	67
4.6	Topologie du réseau avec un cas d'utilisation	70
4.7	Exemple d'un schéma routier simple	72
4.8	Scénario typique de la durée de passage moyen des véhicules sur une segment de 500m	73
4.9	(a) : File d'attente des véhicules au niveau d'une intersection, (b) : Temps inter-véhicules (<i>headway</i>). [4, 5]	74
4.10	Temps de conduite total	78
4.11	Temps d'attente total	78
5.1	Types d'apprentissage automatique	83
5.2	Scénario d'apprentissage par renforcement	86
5.3	Topologie du réseau de la simulation	90

5.4	Comparaison des résultats. Le temps de parcours est tracé en variant les paramètres Q-learning α et γ , avec $\alpha = (0.1, 0.5, 0.9)$ et $\gamma = (0.1, 0.5, 0.9)$	91
5.5	Comparaison des résultats. Le temps de parcours est tracé en variant les délais de passage de 5% et 10%, avec $\alpha = 0.1$ et $\gamma = (0.1, 0.9)$. . .	93
5.6	Comparaison des résultats après la diminution des paramètres Q-learning ϵ et α . Avec $\gamma = 0.9$	94
5.7	Comparaison des résultats en termes du temps de parcours. L'apprentissage est coopératif utilisant 4 utilisateurs	95
5.8	Comparaison des résultats en termes du temps de parcours. L'apprentissage est coopératif utilisant 3 utilisateurs	96



Liste des tableaux

2.1	Technologies de communication ITS [6]	35
2.2	Les avantages du système TSP mesurés dans les différents pays [7] . .	37
4.1	Paramètres de simulation	76
5.1	Paramètres de configuration	90

Introduction générale

Contexte et problématique

Au fil des années, l'utilisation des véhicules est augmenté d'une façon exponentielle dans le monde entier et le flux de trafic routier est devenu très considérable, spécialement au niveau des zones urbaines. La croissance du nombre des véhicules est devenue habituel en parallèle avec l'augmentation continue de la population. Le volume très élevé des véhicules sur la route se considère année après l'autre comme étant un défi sérieux menant à pas mal de problèmes qui sont nombreux et qui coûtent quotidiennement temps, santé et argent : embouteillages, pollution, consommation de carburant élevée ou encore des accidents.

L'économie mondiale et la vie quotidienne dépendent de plus en plus de systèmes de transport sûrs et efficaces. Les systèmes de transport autour desquels le monde moderne s'est construit sont au bord d'une transformation significative. La gestion du trafic routier s'inscrit dans le domaine des systèmes de transport intelligents (STI) qui ont suscité une attention considérable et se sont révélées être une solution aux divers problèmes de circulation routière. Les STI présentent un moyen efficace d'améliorer les performances des systèmes de transport en renforçant la sécurité des déplacements, évitant les embouteillages occasionnels et offrant davantage de choix aux usagers de la route. Ces systèmes peuvent contribuer également au développement économique, environnemental et social par la proposition de nouvelles issues relatives à l'optimisation de l'utilisation des routes, la réduction des trajets non op-

timaux et d'assurer également la sécurité des individus. Les utilisateurs de la route peuvent bénéficier des informations concernant l'état de la route en temps réel qui peuvent être exploitées pour améliorer leur conduite (vitesse, changement de route, etc). Ainsi, des informations de sécurité et de distraction peuvent être véhiculées en permanence entre les usagers et/ou les bornes fixes de l'infrastructure routière. Les systèmes coopératifs basés sur les communications et le partage des informations entre les véhicules (V2V) et l'infrastructure routière (V2I) fournissent des services qui améliorent la sécurité, le trafic routier et le confort des conducteurs. Ce type de systèmes va constituer une révolution aussi bien pour la gestion de trafic que l'information des usagers pour les opérateurs routiers, en plus, ils peuvent contribuer à attirer des investissements et d'améliorer l'emploi grâce aux opportunités qui proposent.

Cependant plusieurs contraintes sont liées à l'utilisation de ces réseaux véhiculaires. En effet, la mobilité des nœuds rend les transmissions difficiles. En plus, la quantité d'informations mises en jeux dans de tels réseaux peut être très importante. Ces réseaux imposent alors, des protocoles efficaces et robustes bien adaptés en comparaison avec les réseaux informatiques classiques.

Motivations et objectifs de la thèse

Ce travail de thèse s'intéresse principalement au problème de gestion du trafic routier dans le milieu urbain. Dans la littérature, il existe pas mal de propositions de systèmes de gestion de trafic qui se distinguent selon l'architecture, les métriques ou bien le modèle utilisé. Pour réduire le temps de trajet des conducteurs, la plupart des systèmes proposés se basent sur une seule métrique, notamment la densité des véhicules sur la route, afin de déterminer le coût de passage par chaque segment (route) et sélectionner par la suite le chemin optimal permettant d'atteindre la destination voulue rapidement. Parmi les systèmes qui se basent sur la densité du trafic routier, qui présente la concentration de véhicules motorisés circulant sur une route, on trouve celui proposé dans [42]. Les auteurs ont proposé un système de gestion du trafic routier basé sur l'architecture VANET (*Vehicular Ad-Hoc Network*). Le réseau VANET consiste de plusieurs véhicules mobiles sans infrastructure préexistante qui peuvent communiquer et échanger des informations entre eux. Un algorithme de

prédiction est utilisé pour estimer les intensités du futur trafic sur les différentes intersections. Les véhicules sont redirigés en fonction de cette prévision afin de réduire les embouteillages et le temps de conduite. Le système proposé repose principalement sur une architecture centralisée pour envoyer et recevoir les informations de l'état de trafic vers et à partir des véhicules. De même, en utilisant les communications VANET, Jayapal et Roy [53] ont présenté un système de détection de congestion. Leur système vise à détecter les encombrements du trafic à l'aide des téléphones mobiles et des unités RSU (*Road Side Unit* : un dispositif de communication sans fil spécial situé sur le bord de la route et qu'il sert de passerelle entre les véhicules et l'infrastructure routière). Une application de gestion du trafic est installée sur le téléphone intelligent de chaque conducteur pour fournir la localisation via le système GPS (*Global Positioning System*). Ces informations sont transmises aux serveurs distants qui examinent les embouteillages. Mais l'état de la route est déterminé en fonction de la vitesse moyenne des véhicules uniquement.

Cependant, il n'existe pas de travaux menés pour traiter l'impact de plusieurs métriques ensemble sur l'état du trafic routier. En effet, l'utilisation d'une seule métrique pour déterminer l'état du trafic actuel n'est pas très rassurant parce qu'il ne va pas donner pas perception proche de la réalité. L'utilisation par exemple de la densité uniquement pourra nous mener à peut avoir des routes denses mais avec une circulation beaucoup plus allégée en comparaison avec une autre route moins dense mais les véhicules consomment plus de temps pour le traverser. Ainsi, notre travail vise l'étude et intégration de plus de paramètres dans le processus de détection de l'état du trafic routier dans le but de bien gérer la répartition des véhicules sur le réseau routier par la suggestion des chemins optimaux (en terme de temps) à traverser pour atteindre leur destination, y compris la densité du trafic, la longueur des routes et la vitesse maximale autorisée, pour mieux prédire et s'approcher de l'état du flux de trafic routier futur. Notre travail consiste également à appliquer les techniques d'apprentissage automatique et les combiner avec les données véhiculaires afin de calculer le meilleur chemin possible en réduisant le temps de transit des véhicules cumulé. Cette nouvelle combinaison va permettre d'analyser le comportement des véhicules en relation avec leur trajets quotidiens en fonction de différents types de scénarios.

Contributions et organisation de la thèse

La suite de ce mémoire est organisée de la manière suivante :

Le chapitre 2 est consacré à une présentation générale des systèmes de transport intelligents. Nous commençons par une définition du terme "STI" ou "Systèmes de Transport Intelligents" comme étant ces nouvelles technologies appliquées aux réseaux de transport dans le but d'améliorer l'efficacité du trafic tout en réduisant le temps de déplacement des usagers et améliorant leur sécurité et leur confort. Ensuite, nous présentons l'histoire des systèmes de transport intelligents tout en citant ses premières apparitions à la fin des années 60 et au début des années 70. Les technologies utilisées dans les STI sont introduites dans la 4^{ème} section de ce chapitre avec une description des trois technologies de base : les technologies de collecte de données, les technologies de communication et le système de base de données commun. Nous avons terminé ce chapitre par la présentation des applications de systèmes de transport intelligents qui sont regroupées en trois catégories initiales : *Sécurité routière*, *Efficacité du trafic* et *Autres applications*.

Le chapitre 3 est consacré à un état de l'art sur les méthodes de gestion de trafic routier. L'objectif de ce chapitre est de classer ces méthodes de manière efficace afin d'identifier leurs catégories générales. Nous présentons ensuite les différents travaux de chaque catégorie ainsi que leurs avantages et leurs inconvénients.

Les deux chapitres suivants présentent les contributions majeures de ce travail de thèse. Dans le chapitre 4, nous décrivons la première approche proposée. Cette dernière présente une nouvelle métrique de gestion de trafic routier ainsi qu'une extension en se basant sur une méthode de prédiction. Nous présentons l'algorithme de calcul de temps de passage moyen en détail, cette métrique prend en considération trois paramètres à la fois au lieu qu'un seul : la densité, la longueur et la vitesse maximale autorisée au niveau des segments (les routes). Ce travail met en évidence la communication entre les véhicules, les RSU (road side unit) ainsi que la station centrale et montre comment on peut l'exploiter afin de minimiser la durée de voyage des conducteurs vers leur destination. Nous décrivons le comportement des composants de l'architecture du système (véhicules, RSU, station centrale). Quant

à l'extension du travail, elle consiste en l'estimation de l'état futur du trafic routier en se basant sur un modèle de prédiction linéaire.

Le chapitre 5 a pour objectif de présenter une nouvelle approche d'optimisation du temps de transit des véhicules en utilisant une technique d'apprentissage automatique. Cette dernière donne la capacité aux acteurs des systèmes STI d'apprendre la meilleure action à prendre au niveau de chaque intersection. L'objectif est de sélectionner à chaque intersection la direction optimale pour réduire le temps de parcours total. Nous commençons par montrer comment on peut résoudre cette problématique en utilisant l'apprentissage par renforcement. Ce dernier peut fonctionner sans connaître le modèle initial de l'environnement. Ensuite, nous détaillons la technique utilisée (Q-learning) et les étapes nécessaires. Nous considérons différents scénarios d'évaluation tels que la variation des paramètres Q-learning, la variation de temps de passage nécessaire à chaque itération et le traitement d'un apprentissage coopératif entre plusieurs utilisateurs (conducteurs). Les résultats de simulation obtenus en appliquant cette approche proposée sont présentés dans la section 5.4.

Pour conclure, une conclusion générale présente un bilan sur l'ensemble des travaux réalisés. Nous avons présenté par la suite quelques perspectives et améliorations qui peuvent être une suite logique des travaux réalisés et présentés dans ce mémoire.

Liste des publications

Les contributions présentées dans ce mémoire ont donné lieu aux publications suivantes :

Articles de journal :

A. Mejdoubi, H. Fouchal, O. Zytoune and M. Ouadou. *Road Traffic Optimization based on a Learning Approach*. International Journal of Sensor Networks, 2020, vol. 34, no 4, p. 244-252. DOI : 10.1504/IJSNET.2020.111784.

Chapitres de livre :

A. Mejdoubi, H. Fouchal, O. Zytoune and M. Ouadou (2020) *A Learning Approach*

for Road Traffic Optimization in Urban Environments. In : Boumerdassi S., Renault É., Mühlethaler P. (eds) Machine Learning for Networking. MLN 2019. Lecture Notes in Computer Science, vol 12081. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-45778-5_24.

Articles de conférence :

A. Mejdoubi, H. Fouchal, O. Zytoune and M. Ouadou. *A Distributed Predictive Road Traffic Management System in Urban VANETs*. 2019 15th International Wireless Communications & Mobile Computing Conference (IWCMC), Tangier, Morocco, 2019, pp. 37-42, DOI : 10.1109/IWCMC.2019.8766717.

A. Mejdoubi, H. Fouchal, O. Zytoune and M. Ouadou. *Cooperative Intelligent Transport System (C-ITS) : Distributed Traffic Prediction in Urban Environments*. Poster : CReSTIC doctoral students' seminar, Reims, France, 2018.

Systèmes de Transport Intelligents : Vue d'ensemble

2.1 Introduction

De nos jours, l'utilisation des véhicules est augmentée d'une façon exponentielle dans le milieu urbain. Pour cette raison, les conditions de circulation sont devenues compliquées et chaotiques, et l'augmentation de la densité du trafic (la concentration de véhicules motorisés circulant sur une route) dans le monde entraîne de plus en plus de congestion, de pollution de l'air et d'accidents. Les systèmes traditionnels de contrôle de trafic routier utilisent des mécanismes statiques au niveau des intersections, les feux de circulation d'une intersection sont généralement gérés par une boîte de contrôle qui possède plus ou moins de propriétés en fonction des constructeurs et chaque boîte est rattachée à une seule intersection. Ainsi, ce type de système n'accorde pas une priorité aux véhicules d'urgence tels que les ambulances, les pompiers et les voitures de police, ce qui peut entraîner des pertes de vie, des dommages ou la destruction de biens, ainsi qu'une augmentation des coûts de carburant, de pollution et des congestions sur la route. Un système de gestion du trafic intelligent vise à gérer efficacement le trafic routier grâce à l'utilisation de technologies de communication et de traitement de pointe et d'algorithmes de système intelligent appropriés afin d'aborder des solutions et termes traditionnellement utilisés dans les zones urbaines [8]. Au cours des dernières décennies, il y a eu une initiation, développement, déploiement et une croissance énorme du système de transport et on constate un effet significatif de ces développements dans notre société et notre vie [9].



Figure 2.1 — Technologies et services de communication pour les STI [1]

Un système de transport intelligent (STI) est défini comme l'ensemble des applications avancées qui visent à appliquer des technologies intelligentes de l'information et de la communication afin de fournir des services de gestion des transports et du trafic comme illustré sur la figure 2.1. L'évolution rapide de la technologie crée des opportunités pour le développement de l'humanité, et le système STI est un concept qui est apparu comme un moyen pour remédier aux différents problèmes liés au transport. Les infrastructures, les capteurs de véhicules, les caméras, l'internet des objets (IoT) et les applications peuvent contribuer également. De plus, l'intelligence artificielle (IA) est un domaine de l'informatique qui a eu une pénétration exceptionnelle dans des activités réelles comme la prédiction, la finance, la robotique, l'optimisation, etc [10]. En raison de ses avancées, les solutions liées aux STI ont été largement étudiées dans le monde entier. Les États-Unis, l'Europe et le Japon sont tous des leaders des techniques, des outils et des applications STI. Les projets représentatifs les plus remarquables comprennent : *Connected Vehicle Research* (CVR) [11] aux États-Unis, *eSafety* [12] en Europe et *Smartway* au Japon [13]. Nous nous intéressons dans ce chapitre à une présentation globale des systèmes de transport intelligents.

2.2 Définition

Les STI (ou ITS - *Intelligent Transportation Systems*) désignent les Systèmes de Transport Intelligent. Ce sont des systèmes qui permettent d'analyser, de traiter et de communiquer des informations relatives aux systèmes de transport. Ils sont dits intelligents car ils se basent sur des fonctions liées à l'intelligence comme le traitement de l'information, la communication, la mémoire et l'adaptation aux conditions imposées .

Au fil de ces dernières années, les technologies de l'information et de la communication (ou TIC) dans le domaine des transports ont fait que le développement des STI s'est largement accéléré, ces systèmes peuvent être intégrés dans tous les modes de transport. Des véhicules, des utilisateurs ou des infrastructures peuvent en être équipés. Leur principale fonction est d'aider la prise de décisions par les usagers du réseau de transport et les autres utilisateurs. Ainsi, afin de créer un flux d'informations et de données en temps réel pour permettre une utilisation plus intelligente des infrastructures et des véhicules, et pour améliorer la gestion, la mobilité ainsi que l'efficacité du trafic en réduisant au minimum les problèmes de circulation. En effet, les STI permettent aux utilisateurs de disposer d'informations préalables sur la circulation et sur le fonctionnement du système en temps réel ainsi que la disponibilité des sièges, ce qui permet de minimiser le temps de déplacement des usagers et améliore leur sécurité et confort. La plupart des nouvelles technologies STI sont principalement développées pour les routes avec des systèmes de contrôle des feux de circulation tels que SCOOT [14] et SCATS [15], y compris les systèmes de transport public, et dans ce contexte, de nouvelles stratégies de transports publics confortables et attractifs peuvent encourager les conducteurs à ne plus utiliser leur voitures. Les États-Unis, l'Union européenne ainsi que le Japon ont attribué des fonds pour la recherche et le développement technologique comme base de la mise en œuvre des systèmes de transport intelligents urbains et inter-urbains. Dans différentes parties du monde, les pays ont développé leurs organisations STI spécifiques en relation avec le gouvernement et partageant leurs expériences, ainsi, les pays en développement peuvent profiter de leurs expériences [16].

Les systèmes de transport intelligents couvrent et améliorent de nombreux aspects d'ingénierie des transports. Généralement ils sont classés en trois systèmes selon leurs fonctions :

- **Système avancé de gestion de trafic** (*ATMS - Advanced Traffic Management System*) : C'est un système qui vise à contrôler et gérer différentes infrastructures et opérateurs dans différentes situations afin d'assurer l'efficacité et la sécurité du système de transport. Il permet d'augmenter le nombre de voyageurs, d'améliorer l'efficacité de l'exploitation et la fiabilité du service. Le passager ou l'utilisateur peut avoir le droit d'utiliser ces informations à son domicile, au travail, à bord du véhicule ou par le biais de diverses technologies pendant son voyage. Ces informations ont une valeur générale, dans le cas d'une agence de transport, les clients peuvent obtenir des informations sur les heures d'arrivée et de départ estimées. Un exemple de système de gestion des transports en commun est la technologie de localisation automatique des véhicules (AVL - Automatic Vehicle Location) qui donne les bases du suivi des véhicules. L'AVL fournit des informations concernant la position en temps réel d'un véhicule qui permettait de vérifier le respect des horaires et de fournir aux voyageurs des informations relatives à l'emplacement des véhicules de transports en commun.

- **Système avancé d'information aux voyageurs** (*ATIS - Advanced Traveler Information System*) : Le système ATIS vise à aider les voyageurs à prendre des décisions de voyage (par exemple, le choix du mode, le choix de l'itinéraire, le choix de l'heure de départ, etc.) en fournissant divers types d'informations tels que le temps de trajet, le temps d'attente, les stationnements disponibles, etc. Ce type de système est basé sur un ensemble de technologies telles que l'Internet, le téléphone, les téléphones portables, la télévision, la radio, etc. Il permet de fournir aux conducteurs à la fois des informations en route (tous les itinéraires possibles pour atteindre la destination), et avant le voyage, ce qui est avantageux en donnant au conducteur la confiance nécessaire pour conduire en toute sécurité. Les informations et les conseils en route permettent de gagner du temps, aident le voyageur à éviter les encombrements et peuvent améliorer les performances du réseau de circulation. Le système GPS joue un rôle essentiel dans ATIS.

- **Système de gestion des urgences** (*EMS - Emergency Management System*) :

Le système de gestion des urgences est une branche très importante dans le domaine des STI en raison de sa nature et de sa contribution à sauver des vies et de l'argent. Le système EMS travaille sur une technologie avancée, son principal objectif est de réduire les pertes de vies humaines lors de tout accident. Pas de mal de travaux sont réalisés dans le domaine du EMS sous forme des systèmes de gestion des interventions d'urgence basés sur le système d'information géographique (SIG). Tous les itinéraires sont sous la surveillance d'un système de caméras. En cas de tout type de conflit ou d'accident sur la route, un système de caméra avec l'aide du GPS et du SIG attrape cet emplacement et informe le siège social de l'exploitation des STI, qui appellera l'ambulance et les agents de police sur cet endroit particulier. De cette façon, EMS aide à sauver plusieurs vies.

2.3 Histoire des systèmes de transport intelligents

Selon [17], les STI ont commencé à se développer dans les années 60-70. Les premiers projets lancés avaient un objectif commun qui est l'aide à la conduite. Parmi ces projets qui ont participé au développement des STI on peut citer : le programme de recherche *CACS* (Comprehensive Automobile Traffic Control System) au Japon qui s'est étendu de 1973 à 1979 [18], le projet *ERGS* (Electronic Route Guidance System) aux États-Unis [19] et le projet similaire *ALI* (Autofahrer Leitund Information System) en Allemagne [20]. Historiquement, les STI sont nés de la reconnaissance gouvernementale des limites des systèmes de transport, avec l'augmentation de la congestion et des accidents de la route. De la première utilisation des feux tricolores aux États-Unis (1914) et en Europe (France en 1923), à l'installation des premiers parcomètres (1935), la base des premiers efforts de gestion des transports a consisté à imposer des innovations récentes sur les infrastructures routières. Cette approche d'innovation s'est progressivement déplacée vers le véhicule, en mettant l'accent sur la sécurité, une priorité pour les pouvoirs publics avec le nombre croissant de véhicules et la mise en œuvre de nouvelles normes (utilisation généralisée des ceintures de sécurité, tableaux de bord garnis, pare-chocs normalisés, etc.).

Les premiers systèmes de navigation routière ont été lancés à la fin des années 60 et au début des années 70, avec l'installation des premiers capteurs de vitesse, des capteurs de volume de trafic et des capteurs d'occupation du trafic. Les premiers feux de circulation électroniques sont entrés en usage généralisé (panneaux de messages dynamiques) ainsi que les premiers algorithmes de positionnement avec représentation sur des cartes numériques. Toutes ces innovations ont été développées avec la création des premiers centres de gestion du trafic (TMS), qui intègrent des données sur la météo, la vitesse des véhicules, la congestion et les accidents. Les données collectées sont distribuées aux voyageurs et aux médias (spécialement la radio). À l'époque, les centres de gestion du trafic fonctionnaient déjà comme une plaque tournante pour les problèmes routiers. L'introduction et l'expansion du GPS (Global Positioning System) à la fin des années 1970, avec le partage des capacités satellitaires entre l'utilisation civile et militaire, conduisant à une amélioration des opérations TMS.

Les années 80 ont vu une révolution dans le secteur des transports avec le lancement d'*Intelligent Vehicle Highway Systems* (IVHS). Les innovations ne se concentrent plus uniquement sur le véhicule, mais plutôt sur la capacité de connecter le véhicule à son infrastructure. Avec l'expansion de la mobilité, les opportunités économiques au sein du secteur se développent et bénéficient d'un financement par le biais de programmes de recherche publics et privés. De cette manière, des programmes de recherche spécifiques sur les systèmes de contrôle automatique de la circulation ont été lancés, ainsi que les premiers programmes de prototypes de véhicules autonomes à travers le programme *DARPA* aux États-Unis (ALV - Autonomous Land Vehicle). En 1985, le premier prototype pouvait atteindre 3km/h sur une route droite, sur une distance d'environ 1km . L'ALV a été précédé par le laboratoire de robotique *Tsukuba* au Japon qui, à partir de 1977, a lancé une voiture sans conducteur qui roulait à près de 30km/h . En Europe, le programme *Prometheus* (PROgraMme for a European Traffic of Highest Efficiency and Unprecedented Safety) a financé un logiciel d'aide à la conduite de véhicules autonomes.

Le concept de systèmes de transport intelligents (STI) est apparu au cours des

années 1990. La transition de l'*IVHS* à l'*STI* reflète un changement d'orientation du *véhicule* vers le *système*. Les STI reflètent la notion d'une boucle de rétroaction systématique autour de quatre composantes : le véhicule, l'infrastructure, le système de gestion et le conducteur. Les innovations technologiques concernent l'amélioration et la standardisation des systèmes de gestion des transports, des systèmes de navigation intégrés pour le conducteur (GPS, gestion du trafic, tableau de bord) et des systèmes de péage électronique.

Depuis 2000, les STI se sont répandus et sont motivés par le processus de numérisation observé dans divers secteurs de l'économie. Les principaux changements ont permis d'améliorer les systèmes d'aide à la conduite, mais les priorités des parties prenantes ont changé. Si la sécurité et la congestion sont toujours les moteurs du développement technologique des STI, les défis économiques (réduction de la consommation des véhicules) et environnementaux (diminution des émissions de gaz à effet de serre) contribuent également à la convergence entre les technologies numériques et la gestion du trafic. Le lancement de l'iPhone en 2007 et, plus largement, l'utilisation généralisée des smart-phones renforcent la dynamique des STI.



Figure 2.2 – Évolution des STI depuis 1914 [2]

Ces changements structurels sont entraînés par la convergence des acteurs des secteurs du numérique et des transports. Les principaux acteurs des GAFA (Google, Apple, Facebook, Amazon) ont lancé des programmes de recherche sur les transports. En 2005, Google a lancé un programme de R&D axé sur les voitures sans conducteur, conduisant à la fabrication d'un prototype en 2010. Cependant, l'activité *Google Car*

est désormais intégrée à *Waymo*. Google ne souhaite plus devenir un constructeur automobile, mais envisage plutôt de se spécialiser dans les logiciels pour prendre en charge les services de conduite autonome pour les véhicules sans conducteur. De son côté, *Apple* a lancé le projet "Titan" qui unit les ambitions du géant informatique aux secteurs des véhicules électriques et autonomes. En mai 2017, *Amazon* a ouvert un centre de développement de logiciels en France pour se concentrer sur la gestion du trafic des drones pour ses livraisons [17].

2.4 Technologies de communication utilisées dans les STI

La technologie de la communication joue un rôle majeur dans l'efficacité des systèmes de transport intelligents (STI). Actuellement, nous assistons à l'adoption d'un grand nombre de types de technologies de communication dans les applications STI qui diffèrent en termes de capacité, de prix et de stratégie de travail. Les principaux types de technologies de communication sont décrits dans le tableau 2.1. Celles-ci incluent des technologies telles que la radio-identification (RFID), Bluetooth, Wifi, DSRC (*Dedicated Short Range Communications*), cellulaire 2G/3G/4G, GPS, Wi-max, filaire, ZigBee, etc. Pour ces technologies, de nombreux algorithmes de routage et de contrôle des médias ont été développés [6].

RFID utilise la communication entre les véhicules et l'infrastructure [21]. Elle s'est avérée utile pour identifier les véhicules pour la perception automatisée des péages ainsi que pour faciliter le stationnement. Même si la portée de communication en RFID est limitée, les STI peuvent bénéficier de plusieurs manières de cette technologie. Une application de la RFID qui n'a pas encore été largement mise en œuvre consiste à attacher des étiquettes RFID aux panneaux de signalisation. Ceux-ci peuvent être lus par les véhicules qui passent à proximité.

Bluetooth [22] est principalement utilisé pour collecter l'adresse MAC des appareils mobiles au passage des véhicules. Ces informations sont utiles pour les applications ITS pour prédire les flux de trafic futurs. En temps réel, Bluetooth est utilisé pour mapper la densité du trafic de segments (routes) particuliers du réseau. Comme avec la RFID, la portée de communication de Bluetooth est de distance limitée.

Le Wi-Fi est la technologie de communication la plus utilisée dans les expériences de recherche sur les STI [23], [24], en particulier la variante 802.11a qui fonctionne à 5.8 GHz. La raison en est la disponibilité du mode ad-hoc et la portée de communication qui est d'environ 50m. Il prend en charge TCP/IP et la communication bidirectionnelle et il peut être utilisé pour la diffusion d'informations intra-véhicules, les services basés sur la localisation, l'Internet (connectivité en ligne), la communication de véhicule à véhicule et de véhicule à infrastructure.

WAVE/802.11p [25] (ITS-G5) est la norme proposée pour les réseaux VANETs, ce type de réseau consiste de plusieurs véhicules mobiles sans infrastructure pré-existante qui peuvent communiquer et échanger des informations entre eux. Cette technologie fonctionne à une fréquence de 5.9 GHz et ressemble beaucoup à la norme IEEE 802.11a mais à demi-vitesse. Cette petite différence (plus quelques autres) augmente la portée des communications à environ 1km. Cette nouvelle norme MAC est appelée ITS G5 (802.11p). ITS-G5 [1, 3] sert de base aux standards ETSI (European Telecommunications Standards Institute), ce sont des standards adoptés pour le déploiement des véhicules connectés en Europe. Le canal G5 est basé sur le standard IEEE 802.11p, une forme de Wifi (IEEE 802.11) dédié aux communications à courte distance servant de support au système de transport intelligent. Il existe deux principales architectures de protocole pour la communication, l'un est élaboré par l'institut IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*), l'autre par l'institut européen ETSI (*European Telecommunications Standards Institute*). WAVE sont les couches de niveau supérieur du protocole de communication et régissent les fonctionnalités d'application et de sécurité. Il devrait être présent dans chaque véhicule en tant qu'unité de bord (OBU) et au niveau de l'infrastructure en tant qu'unité routière (RSU). Toutes les communications V2V et V2I devraient se faire en utilisant ces normes.

La communication mobile 2G [26], 3G [27], 4G [28] et 5G [29] a été largement utilisée dans les véhicules pendant des décennies pour obtenir des services basés sur la localisation, par exemple les cartes interactives et Internet. Ce type de communi-

cation peut être utilisée pour se connecter à l'infrastructure V2I et V2P (vehicle to personal devices).

Le GPS (Global Positioning System) [30] est un système de positionnement par satellites largement utilisé dans les véhicules depuis des décennies pour fournir des informations de position de plus en plus précises. Les services basés sur la localisation ne sont pas disponibles sans le GPS. La plupart des infrastructures V2V et V2I relaient sur les informations de position pour fonctionner correctement.

WiMAX [31] constitue une alternative intéressante pour les personnes résidant dans des zones mal desservies par l'Internet à haut débit. Il était initialement prévu pour figurer dans VANETs en raison de sa longue portée (1 km). Cependant, son adoption commerciale a été très lente et même certaines entreprises de communication ont cessé de l'utiliser. Ce problème a conduit à une rareté des équipements l'utilisant et toute expérimentation est restée largement au niveau de la simulation.

ZigBee [32] est largement utilisé dans les réseaux de capteurs sans fil (WSN) et en raison de sa disponibilité à faible coût et des modèles de simulation dans la plupart des simulateurs, il est activement utilisé dans la recherche VANET. Cependant, sa faible portée de communication de 20 m et sa communication de fréquence 2,4 GHz remplie de périphériques sont facilement interrompues. Contrairement à la RFID et au Bluetooth, il est duplex permettant de simuler des protocoles et des scénarios complexes.

2.5 Applications de systèmes de transport intelligents

L'architecture d'un système STI suit les principes du fameux modèle OSI (*Open Systems Interconnection*). Pour les protocoles de communication, le modèle OSI a été étendu pour inclure les applications STI. L'architecture STI est illustrée dans la figure 2.3. Les fonctionnalités des couches 1 et 2 du modèle OSI sont représentées par le bloc "Access", les couches 3 et 4 par le bloc "Networking & Transport", et les couches 5, 6 et 7 sont représentées par bloc "Facilities". Le bloc "Applications" représente les applications STI qui fournissent des services aux utilisateurs. Ces ap-

Table 2.1 – Technologies de communication ITS [6]

Technologie	Type	Distance	Bande de fréquence	Utilisation
RFID	Monodirectionnel	≈10m	135kHz, 13.56MHz, 433MHz, 860-960MHz, 2.45GHz, 5.8GHz	Identification des objets /véhicules, parking V2I
Bluetooth	Monodirectionnel	≈10m	2.4-2.45 GHz	Téléphones /ordinateurs portables, calcul du flux de trafic, V2I
Wi-Fi	Bidirectionnel	≈50m	2.4GHz, 5.8GHz	Diffusion d'informations intra-véhicules, services basés sur la localisation, Internet, V2I
802.11p/DSRC	Bidirectionnel	≈1km	5.9GHz	OBU, RSU, V2V/V2I
2G/3G/4G/5G	Bidirectionnel	Globale	850MHz, 900MHz, 2100MHz	Services basés sur la localisation, Internet, V2I
GPS	Monodirectionnel	Globale		Services basés sur la localisation, V2V/V2I
WiMax	Bidirectionnel	≈1km	2.3GHz, 2.5GHz, 3.5GHz	Services basés sur la localisation, Internet, V2I
ZigBee	Bidirectionnel	≈20m	2.4GHz	Environnements embarqués

plication peuvent utiliser les services d'autres couches pour se connecter à d'autres applications. Le Bloc "Management" est en charge de la gestion des communications au sein de la station STI alors que l'entité "Security" offre des services de sécurité.

Les applications STI sont initialement regroupées en trois classes : *Sécurité routière*, *Efficacité du trafic* et *Autres applications*, cette dernière impliquent un large éventail d'applications comme la gestion du trafic, péages électroniques, collecte de données routières, etc.

Sécurité routière : les STI ont une grande carte à jouer autour de deux catégories. D'une part, les systèmes hors-véhicules tels que les panneaux à messages variables vont permettre d'avertir l'utilisateur en cas de danger : conditions météo inadaptées, vitesse d'un utilisateur trop élevée, et travaux. Le but ici est d'informer l'utilisateur en cas d'un incident sur route. D'autre part, les systèmes sur-véhicule sont également nombreux et très développés en citant : la détection d'obstacles ou piétons, capots intelligents capables de se soulever en cas d'impact avec un piéton, systèmes embarqués qui déclenche un appel des secours automatique en cas de choc,

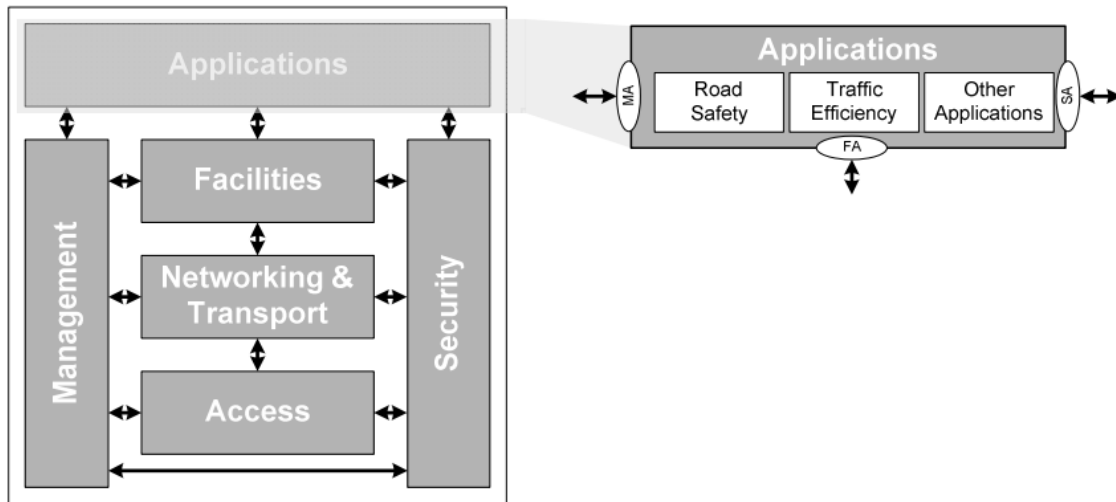


Figure 2.3 — Applications STI dans le cadre de l'architecture de référence des stations STI [3]

régulateur de vitesse, etc [33].

Systèmes de gestion du trafic (TMS) : Le système de gestion du trafic joue un rôle central dans le système de transport, il augmente l'efficacité globale du transport comme le débit, améliore la sécurité et assure une meilleure mobilité. Le système de gestion du trafic collecte les informations en temps réel à partir de différents composants matériels tels que les caméras, les capteurs de vitesse, etc. et les transfère vers le centre de gestion des transports (TMC) où elles sont traitées et analysées. Le système de gestion du trafic est utilisé dans le trafic ferroviaire, le trafic routier, la gestion du trafic aérien [34]. De nombreux systèmes existent dans TMS :

- Système de gestion des événements (EMS)
- Système de contrôle de la circulation (TCS)
- Système d'information des voyageurs (TIS)
- Système de contrôle vidéo (VCS)

Collecte de données sur les véhicules : Les systèmes de collecte de données sur les véhicules collectent les données des véhicules liées aux performances et à la qualité des véhicules pour l'analyse, le traitement et la surveillance à distance. Le système est basé sur une passerelle de véhicule, un cadre logiciel du serveur, des bases de données et des interfaces Web. L'application du système fournit un soutien aux

services militaires, à l'ingénierie, aux tests de durabilité au sol, au suivi des véhicules et à la maintenance prédictive. L'exemple de ce système est *Georgia Tech Trip Data Collector* (GT-TDC) dans le laboratoire *DRIVE Atlanta* (DriveLab) à Geogia. Le système fonctionne sur l'enregistrement, la position et la vitesse des véhicules via le système GPS [35].

Péages électroniques : Le télé-péage, ou péage électronique, est l'une des applications les plus populaires du système de transport intelligent, qui élimine les retards et améliore le mécanisme de perception électronique des péages dans le secteur des transports. Le concept du télépéage permet d'améliorer la sécurité des voyageurs, d'augmenter les performances des gares de péage, de réduire le temps de trajet des voyageurs et d'aider à résoudre les problèmes environnementaux et de consommation de carburant.

Système TSP (Transit Signal Priority) : Le système de feux prioritaires aux autobus permet de demander une priorité de passage et rend les services de transport en commun plus rapides, plus fiables, plus rentables et moins coûteux. L'objectif principal du système comprend le respect des horaires, la durée des trajets et la fluidité du trafic grâce au contrôle des intersections des feux de signalisation. Le tableau 2.2 présente les avantages mesurés dans les différents pays.

Table 2.2 – Les avantages du système TSP mesurés dans les différents pays [7]

Pays/Ville	Avantages
USA, Washington	Diminue le retard au niveau des transports en commun 10% d'amélioration de la durée de voyage 19% de réduction de cette durée 15% de réduction efficace de ladite (<i>run cutting</i>) 25% d'amélioration de la durée de voyage
TriMet, Portland, Oregon	
Chicago	
Los Angeles	

Préemption des véhicules d'urgence : le système de préemption des véhicules d'urgence est conçu pour le transport d'urgence en vue d'un passage sûr pour les sauvetages et la stabilisation des lieux. Les transports d'urgence comme les ambu-

lances et les pompiers est nécessaire pour arriver à temps et éviter les embouteillages [36]. La préemption des véhicules d'urgence réduit le taux d'accidents, favorise les stratégies d'aide mutuelle, minimise le temps de réponse et maximise la sécurité. Ce système fonctionne à l'aide des technologies GPS, des systèmes infrarouges et de la communication radio pour obtenir des résultats sûrs et efficaces.

Collecte de données routières : la technologie de collecte de données routières permet l'acquisition de données sur le trafic routier dans le cadre d'un système de transport intelligent. Les systèmes de positionnement et de communication (GPS, GSM et GPRS) fonctionnent à l'aide de capteurs sur le réseau routier et fournissent des données de base au centre de contrôle du trafic afin de calculer, d'analyser et d'identifier les embouteillages et la durée des trajets [37]. Un autre rôle majeur des applications de collecte de données routières est la collecte de données sur la vitesse du vent, les intempéries, les terrains complexes, à partir des stations météorologiques pour une sécurité fiable des véhicules [38].

2.6 Conclusion

La croissance explosive de la densité du trafic et de la population a soulevé divers problèmes tels que la pollution de l'air, la congestion et les accidents qui sont devenus le domaine de la recherche. Par conséquent, le système de transport intelligent (STI) est utilisé pour résoudre ces problèmes liés au transport. STI combine diverses technologies telles que la collecte de données, la communication, l'apprentissage automatique et l'exploration de données pour fournir des services liés au transport. Ces services comprennent le contrôle du trafic, les systèmes de navigation, les systèmes d'assistance à la conduite et les systèmes de détection de pannes. En plus de cela, les STI résolvent également les problèmes liés aux transports tels que la gestion des catastrophes, le contrôle des embouteillages et de la pollution de l'air. D'autres améliorations dans les STI comprennent l'ajout de nouvelles techniques telles que l'Internet des objets (IoT), le cloud computing pour les véhicules, l'informatique basée sur les agents qui comprend l'introduction du système de transport artificiel. En combinant ces techniques, les STI peuvent être rendus plus efficaces pour résoudre les problèmes liés au transport.

État de l'art des systèmes de gestion du trafic routier

3.1 Introduction

Les systèmes de transport intelligents (STI) ou *Intelligent Transport Systems* (ITS) en anglais, désignent des nouvelles technologies appliquées aux réseaux de transport dans le but d'améliorer la conduite, l'exploitation et la gestion du trafic routier, et aussi pour apporter de nouveaux services aux utilisateurs de la route. Ces systèmes répondent aux problématiques de la sécurité routière et de la congestion du trafic. Ils fournissent également une assistance évoluée prenant en compte l'environnement et les risques sur les routes [39]. Les systèmes de transport intelligents proposent des solutions intéressantes qui permettent de :

- Réaliser une gestion du trafic routier à partir de données dynamiques pour diminuer les congestions.
- Établir un système de gestion de la circulation qui permet l'intervention rapide en cas d'incidents.
- Réduire le temps de parcours des conducteurs.

Nous pouvons déduire, à partir de ces solutions décrites en dessus, les principaux objectifs des systèmes de transport intelligents :

- L'amélioration de la sécurité routière.
- Le développement durable.
- La diminution de la pollution.

- La maîtrise de la mobilité.

Avec l'introduction du concept de *smart city* (ville intelligente), il existe de plus en plus d'applications d'internet des objets (IoT), en particulier les applications de réseaux de capteurs sans fil, et il existe de nombreux scénarios d'application dans le trafic routier, tels que, le contrôle intelligent des feux de circulation, détection de la congestion du trafic, assistance à la conduite, etc. Ce chapitre présente un état de l'art des méthodes de gestion du trafic routier. Plusieurs travaux dans différentes thématiques ont été proposés afin d'accélérer le développement des villes intelligentes, dans lesquels on trouve la détection de la congestion du trafic, la gestion de feux de signalisation routière, la gestion de la file d'attente, les systèmes de contrôle de trafic basés sur les communications V2X, l'optimisation du trafic routier utilisant l'apprentissage automatique.

3.2 Détection de la congestion du trafic routier

La congestion du trafic est une situation critique sur les routes qui se produit à mesure que l'utilisation augmente. Il se caractérise par des vitesses de véhicule plus lentes, des files d'attente et des temps de trajet plus longs. Pour réduire la congestion, plusieurs schémas et techniques ont été développés et décrits dans la littérature.

Un système de gestion du trafic joue un rôle central dans le système de transport, il augmente l'efficacité globale du transport comme le débit des véhicules qui traversent, il améliore la sécurité et assure meilleure mobilité dans le réseau routier [34]. Un système de gestion du trafic a été proposé dans [40]. Les auteurs ont présenté un modèle mathématique dynamique pour gérer le trafic routier dans les intersections importantes d'une ville. Le système proposé détecte la congestion sur la route sur la base d'un réseau de capteurs sans fil et diffuse les informations de congestion aux véhicules afin d'éviter et de réduire tout état de congestion. Cependant, les intersections les plus importantes ne représentent pas une mesure du niveau de la congestion car le flux de trafic change continuellement de sorte que les autres intersections ne sont pas prises en considération.

Les auteurs dans [41] propose un algorithme adaptatif distribué pour la quantification de la congestion du trafic. Grâce à cet algorithme, les véhicules comparent leur vitesse actuelle à un seuil de congestion prédéfini pour calculer la valeur du niveau de congestion. Par conséquent, l'algorithme a été conçu pour détecter et quantifier la congestion de manière distribuée et indépendante de tout type d'infrastructure ou de systèmes externes et pour garantir l'efficacité en termes de messages échangés. Cependant, le travail développé n'est limité que pour détecter la congestion du trafic, et les véhicules doivent obtenir des informations sur les niveaux de congestion d'autres itinéraires, même ceux dans lesquels le véhicule ne passera pas. Les auteurs de [42] proposent un système prédictif de gestion du trafic routier basé sur l'architecture du réseau Ad-Hoc de véhicules (ou VANET en anglais pour *Vehicular Ad-Hoc Network*), ce type de réseau permet de fournir des communications basés sur un échange d'informations de véhicules à infrastructures fixes installées au bord des routes, on parle alors de mode V2I (Vehicle-to-Infrastructure), ou de véhicules à véhicules dit mode V2V (Vehicle-to-Vehicle). Le système proposé utilise un algorithme de prédiction linéaire modifié pour prédire les futures intensités de trafic à différentes intersections sur la base d'un schéma véhicule-infrastructure (V2I). Les véhicules sont ré-acheminés sur la base de cette prédiction afin de réduire la congestion du trafic et de minimiser le temps de trajet. Cependant, le système proposé, qui repose principalement sur une architecture centralisée pour envoyer et recevoir des informations depuis et vers les véhicules, entraînera des frais généraux et des ressources énergétiques importants. En fait, diverses technologies sont en cours d'intégration pour développer de nouvelles applications dans VANET. Dans ce contexte, différents travaux ont été proposé utilisant principalement deux stratégies de contrôle : adaptative [43–47] et prédictive [48–52].

Jayapal et Roy [53] présentent un système de détection de congestion utilisant les communications VANET. Le système vise à détecter la congestion du trafic à l'aide des unités RSU et de téléphones mobiles. Une application de trafic est installée sur le téléphone intelligent de chaque conducteur pour fournir la position via le système GPS. Ces informations sont transmises aux serveurs distants qui enquêtent sur la congestion du trafic routier. L'état de la route est déterminé en fonction de la vitesse

moyenne des véhicules. Dans [52], les auteurs suggèrent deux modèles de prévision du trafic urbain basés respectivement sur la propagation du flux de trafic et la capacité des routes de réserve afin de prédire le volume de trafic à Cologne, en Allemagne. Les modèles proposés sont évalués en comparant leurs performances avec un modèle de prédiction existant sous un intervalle de prédiction varié en utilisant les données réelles collectées dans le simulateur de trafic SUMO [54]. Les deux modèles réduisent considérablement l'erreur de prédiction jusqu'à 52%, et de 30% dans les meilleurs cas par rapport au modèle existant. D'autres modèles, algorithmes et systèmes [55–65] ont été proposés afin de contribuer à la minimisation de la congestion du trafic et les embouteillages sur les routes.

Le suivi et la prévision du niveau de congestion est une étape importante pour fournir une gestion précise du trafic routier, mais n'est pas toujours fiable car trop de véhicules peuvent être redirigés en même temps vers le même emplacement, et cela va générer plus congestions sur d'autres intersections. De plus, les solutions de gestion centralisée sont devenues inefficaces en raison des frais généraux élevés qu'elles consomment. Pour remédier à ça, nous proposons une approche dans le chapitre 4 permet d'assurer une répartition précise et efficace des véhicules.

3.3 Contrôle intelligent des feux de circulation

Les feux de circulation routière sont des éléments de signalisation lumineux permettant la régulation du trafic routier au niveau des intersections entre les usagers de la route, les véhicules et les piétons. Le but de ces éléments est d'améliorer la sécurité et fluidifier le trafic routier. Mais de manière assez inattendue, les systèmes de feux de circulation routière traditionnelles semblent devenus inefficaces en face des exigences du trafic routier, ainsi ils sont devenues le mauvais allié de la sécurité routière. Pour lutter contre les limites de ces systèmes classiques, plusieurs schémas et méthodologies ont été développés.

Les auteurs dans [66] considèrent que la longueur de la file d'attente était le paramètre le plus important pour chaque système de contrôle des feux de circulation afin de prendre des décisions éclairées. Leur travail utilise le concept des messages coopé-

ratifs (CAM) pour transmettre les informations nécessaires. Les auteurs ont proposé 3 algorithmes permettant d'améliorer la détection de la longueur de la file d'attente avec des données de véhicule coopératives. Le premier utilise uniquement le système GPS pour collecter des données sur les véhicules venant en sens inverse. Cependant, cette approche est limitée aux problèmes de perturbations atmosphériques qui déforment les signaux avant qu'ils atteignent le récepteur, les réflexions provenant des bâtiments et d'autres objets volumineux et solides peuvent affecter la précision du GPS. Le deuxième algorithme utilise un modèle de la vitesse des véhicules en accélération. La vitesse d'une onde peut être altérée par une altération des propriétés du milieu dans lequel elle se déplace. Cela aussi peut affecter les données collectées pour la prise de décision. Le troisième vise à remplacer le détecteur d'entrée par des données coopératives tout en supposant des taux de pénétration plus faibles, et utilise à la fois la reconnaissance classique de la ligne d'arrivée et la reconnaissance coopérative pour calculer la longueur de la file d'attente. La mesure de base pour la détection coopérative est le nombre total de véhicules en file d'attente pour chaque approche. Cette mesure est la somme de toutes les voies et est facile à obtenir en comptant le nombre de véhicules qui ne sont pas en mouvement (vitesse en dessous de $5km/h$) dans la zone qui présente le sens de conduite en direction de l'intersection.

Dans [67], les auteurs examinent le problème de la congestion de trafic et proposent une résolution par un contrôle plus précis de la période du feu vert. Le papier indique que cela concerne les intersections isolées et ne tient pas compte l'état du chemin de sortie. L'objectif principal de cet article est de déterminer plus précisément les paramètres de la file d'attente avec l'ajout d'une détection supplémentaire. Les auteurs indiquent que la détection physique est plus fiable que l'estimation. Ils présentent donc un protocole de plan de phase de feux de circulation dynamique pour les intersections à une seule isolation. Le système développé comprend trois entités principales :

- Entité de collecte de données sur l'état de la route (RSDC),
- Entité de contrôle des feux de signalisation (TLC),
- Entité d'affichage des feux de signalisation (TLD).

La première entité collecterait des données sur le type de véhicule (civil ou spé-

cial), son statut (en service ou libre) et sa position (sur quelle voie). Ces données seront transmises au contrôleur de feux de signalisation (TLC) qui prendra les décisions concernant le prochain plan de phases de feux de signalisation, puis les transmettra au TLD pour la mise en œuvre de la décision. Lorsque le moment est venu de passer à une nouvelle phase, le TLC sera déclenché pour produire un nouveau plan de phase basé sur un nouvel ensemble de données, et ainsi de suite. Un ensemble d'équipements appelé RSE (Road Side Equipment) a été placé sur le bord de la route et connecté en série. Tous les RSE sont connectés à une ceinture de capteurs (6 capteurs perpendiculaires à la route), séparés par $150m$; à l'exception du RSE situé à proximité de la ligne d'arrêt des feux de signalisation qui est connecté à deux ceintures de capteurs, séparés par $7 - 10m$. Ces capteurs jouent le rôle de détecteurs de longueur de la file d'attente ainsi que les véhicules arrivant et sortant de l'intersection. Lors du déplacement d'un véhicule sur une route, ses données sont collectées via la communication VANET entre le véhicule et l'équipement RSE.

Un système de feu de circulation intelligent a été introduit dans [68] dans but de contrôler le flux de trafic routier. Le système proposé détecte le niveau de congestion et les situations anormales spécifiquement sur deux routes principales et quatre intersections. Le nombre de véhicules sur la route est compté à partir des données d'un système d'imagerie vidéo qui capture et interprète les images pour détecter et compter les véhicules. Ces données seront envoyées à un autre système, ce dernier est basé sur un algorithme génétique qui reçoit des entrées du système de détection d'image vidéo et prendra une décision la détermination du temps d'éclairage des feux-verts pour chaque feu de circulation à chaque intersection afin de minimiser les congestions et le flux des congestions. Selon l'auteur, l'algorithme comptait les véhicules avec une précision de 96%. Le système proposé peut comprendre de nombreuses technologies telles que les systèmes de détection d'image vidéo, les réseaux ad-hoc de véhicules et le suivi des téléphones portables, ainsi que le système de positionnement global (GPS).

Afin d'obtenir un mode de contrôle optimal des feux de circulation, l'auteur du [69] a proposé un modèle d'équilibre cyclique de la demande et de l'offre pour les

réseaux de transport utilisant une programmation non linéaire et un module d'algorithme génétique. Il a formulé les tâches d'optimisation par la définition d'un nombre d'équations. Cette formulation, selon l'auteur, assure un équilibre entre l'offre et la demande de transport dans une zone séparée du réseau de transport. Un modèle de réseau microscopique conçu dans l'application SUMO a été utilisé pour évaluer l'efficacité du contrôle.

Un système ATLCS (*Adaptive Traffic Light Control System*) de contrôle des feux de signalisation a été proposé par Shinde et al. [70]. Le système ATLCS utilise un réseau de capteurs pour détecter le trafic et afin de savoir la densité de trafic sur chaque route. En classant le trafic détecté, les intervalles de temps des feux rouges et verts sont déterminés de manière intelligente et variés de manière à minimiser le temps d'attente à chaque carrefour. L'interface de téléphone portable est utilisé et fournit aux conducteurs des informations, à la demande, sur le trafic tout en aidant à réguler efficacement le trafic. Le fonctionnement du système est réalisé en deux modes, le mode normal et le mode d'urgence :

- **Mode normal** : L'ensemble de capteurs infrarouge permettant de détecter les véhicules sont intégrés sur les routes pour détecter la présence ou l'absence des véhicules sur chaque route. Cette détection agit comme une entrée dans l'unité ATLC. Ces signaux d'entrée indiquent la longueur des véhicules sur chaque route. L'unité ATLC classe ensuite le trafic de chaque route en trois grandes catégories : Low, Medium et High. Il génère ensuite des signaux de sortie pour les feux rouge et vert et détermine leurs intervalles de temps en fonction de la densité de trafic.

Pour plus de circulation, le voyant vert doit être allumé plus longtemps et pour moins de circulation, le voyant vert doit être allumé moins de temps. Le feu vert restera allumé pendant la plus courte durée pour une condition de densité 'Low', alors qu'il restera allumé pendant une durée plus longue pour une densité de trafic 'Medium' sur la route. Lorsque le trafic est dense 'High', le voyant vert reste allumé plus longtemps que le trafic moyen (Medium). PS : Son système ne fonctionne pas sur le concept de priorité, où la route avec le trafic maximum est toujours desservie en premier. Ce système dessert toutes

les routes à tour de rôle avec des intervalles de synchronisation des signaux adaptatifs.

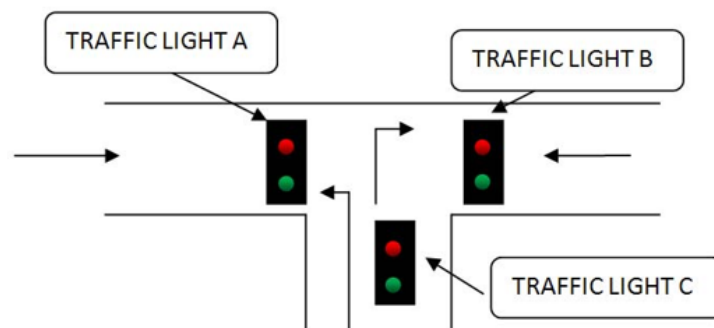
- **Mode d'urgence :** Dans ce mode, tout véhicule d'urgence tel que : ambulance, pompier ou une voiture de police est prioritaire par rapport aux autres véhicules. Pour un passage facile, rapide et immédiat du véhicule d'urgence, les signaux sont modifiés de manière à ce que le véhicule d'urgence puisse immédiatement passer sans être arrêté. Par exemple, si un véhicule d'urgence s'approche d'une route B en direction de la jonction A. Le véhicule envoie un SMS de son arrivée à l'ATLC, indiquant aussi son route en cours. À la réception de ce SMS, l'ATLC active immédiatement le mode d'urgence ; donne un signal vert à la route du B et des signaux rouges à toutes les autres routes approchant la jonction-A. Pendant ce mode d'urgence, le voyant vert reste allumé pendant une durée égale à la durée d'une condition de trafic intense. Cela donne suffisamment de temps au véhicule d'urgence pour passer la jonction sans être coincé dans la circulation sur cette route.

De nombreux efforts [71–75] ont été faits pour relayer dans la logique floue (*fuzzy logic*), car il se rapproche de la façon dont les êtres humains pensent, donnant plus d'avantages que la logique booléenne. De plus, il est facile à mettre en œuvre. La plupart des systèmes ITS qui implémentent la logique floue sont pratiques dans une seule intersection.

Par exemple, Ismail Adam et al. [74] proposent un système de gestion de feux de circulation adaptatif basé sur un contrôleur de logique floue (*fuzzy logic controller*). Ce contrôleur prend en compte la flexibilité de génération du schéma de commutation des feux de signalisation afin d'adapter l'incohérence du nombre de véhicules à l'arrivée. Le système est comparé avec le système conventionnel fixe (temps fixe) de gestion de feux. Les termes et conditions tels que "Low", "Medium", "High" et "Super high" sont quantifiés et compris par l'ordinateur. La plupart des recherches sur le contrôle des feux de circulation portent sur l'ordre du cycle de contrôle. Dans leur approche, ils n'utilisent pas de cycles, mais la décision dépend de la situation réelle du trafic autour d'une jonction donné, ce qui peut permettre un contrôle beaucoup

plus précis. Les feux de circulation adaptatifs seront chargés de contrôler la durée du programme de feux verts en fonction des conditions de circulation. En utilisant un système en logique floue (*fuzzy logic*), la durée du feu vert sera déterminée par les termes et les règles définies en haut. Par exemple, un nombre élevé de voitures à un carrefour donné bénéficieront d'un feu vert plus long et inversement. Ceux-ci introduisent la flexibilité dans le système pour s'adapter au comportement exact du trafic. Les auteurs ont défini des hypothèses pour des critères de conception :

- Une seule voie isolée à trois jonctions se croisant avec la circulation venant de la jonction A, de la jonction B et de la jonction C.
- Pas de lumière orange sur le système de feux de circulation.
- chaque voiture prend trois secondes pour traverser l'intersection.
- Aucune réponse tardive du conducteur.
- Toutes les voitures se déplacent sans décalage (gap).
- Le temps maximum pour le feu vert est de 60sec.



Le système de feux de signalisation adaptatif proposé par Ismail Adam et al. [74] comporte deux variables d'entrée floues, à savoir le nombre de voitures et le pourcentage de voitures, et une sortie floue. Pour le nombre de wagons saisis, il existe quatre fonctions d'appartenance, tandis que le nombre de wagons saisis est de trois fonctions. Ça sera en temps réel, car le nombre de voitures sera mis à jour et pris en compte dans la modélisation mathématique. La sortie de la variable floue sera le programme de feu vert qui variera en fonction du nombre de voitures. Le contrôleur flou formulera la sortie en fonction des règles d'entrée et de règles floues afin d'obtenir un schéma de synchronisation idéal en fonction de la lumière verte. Ce feu de

signalisation adaptatif ignorera le cycle si aucune voiture n'est présente à la jonction en question.

Grâce à la technologie des véhicules connectés, les voitures peuvent se communiquer et gérer le trafic sans feux de signalisation basés sur l'infrastructure. C'est ce qu'on appelle "feux de circulation virtuel", ou Virtual Traffic Lights (VTL) en anglais. Des feux de circulation virtuels apparaîtront sur le pare-brise du conducteur à l'approche de chaque intersection. C'est un processus transparent dans lequel le conducteur ne s'implique pas dans cette prise de décision. Le feu de circulation virtuel s'éteindra une fois que le conducteur aura franchi l'intersection. Un tel système sans infrastructure présente plusieurs avantages comme l'atténuation de la congestion du trafic, la réduction des temps de trajet, la diminution de l'empreinte carbone des véhicules et pour conduire à un environnement plus vert [76, 77]. Cette technologie estime de réduire considérablement les temps de déplacement urbain de 40% [78]. Le système VTL a été d'abord proposé par Ferreira et al [79], il a été encore amélioré et conçu plus en détail par plusieurs chercheurs [80–86].

La problématique présentée dans l'article [81] est que les feux de signalisation ne contrôlent actuellement qu'un nombre limité de carrefours et l'augmentation de leur nombre est irréalisable en raison des coûts élevés de déploiement et de maintenance. Une nouvelle solution sera possible en se basant sur les communications entre véhicules, cela permet de créer une architecture de feu de signalisation virtuel (VTL - Virtual Traffic Light), où les priorités seront définies de manière autonome par les véhicules impliqués. Ils ont donc proposé un nouvel algorithme VTL visant à définir les priorités des intersections de manière distribuée et contrôlée. L'algorithme conçu est destiné aux intersections où le déploiement d'un feu de signalisation n'est pas rentable. L'algorithme a été mis en œuvre et testé à la fois dans un environnement de laboratoire contrôlé et dans un essai sur le terrain. L'algorithme implémente également un mode de récupération (recovery mode) et un mode d'alerte.

L'algorithme proposé agit en deux phases :

- La définition de la première priorité, lorsque les véhicules approchent d'une intersection vide,

- La définition des priorités suivantes. (après le passage du premier véhicule)

La première priorité est donnée, par l'algorithme de VTL (virtual traffic light), au véhicule qui approche tout d'abord l'intersection. La deuxième repose sur un mécanisme d'attribution de subvention du véhicule prioritaire au prochain nœud. Cette approche est similaire en fournissant l'intersection avec un jeton qui est reporté par un seul véhicule, assurant ainsi qu'un seul véhicule passe à la fois. Ils ont supposé que chaque véhicule est équipé d'un système GPS, un système de communication sans fil 802.11p et un système de communication cellulaire LTE (utilisé que dans des cas particuliers). Chaque véhicule diffuse périodiquement ses propres coordonnées à ses voisins via 802.11p. En exploitant ces informations, chaque véhicule connaît la position mise à jour de ses voisins et est capable de calculer de manière autonome les priorités des véhicules se trouvant à proximité de l'intersection.

L'algorithme VTL repose sur les concepts clés suivants :

- L'algorithme est distribué ; chaque véhicule évalue les priorités en fonction de la position des véhicules voisins et de sa propre position.
- Pour chaque route, le véhicule le plus proche de l'intersection est désigné comme : leader et les autres comme : followers. Le leader qui a la priorité de traverser l'intersection est désigné comme : leader d'intersection.
- Avant de traverser l'intersection, le leader d'intersection doit recevoir une autorisation de permission d'un autre leader ou l'approbation de tous les autres leaders.
- Le leader d'intersection est également chargé d'attribuer la priorité suivante à son premier suiveur (follower) ou au leader d'une autre route.

La permission de traverser l'intersection est toujours soit demandée et reconnue, soit accordée par un autre participant. Cette approche garantit qu'un seul SV traverse l'intersection à la fois. Les auteurs ont bien détaillé leur l'algorithme VTL avec ses différentes parties : *VTL off; Ordering; Setting the priorities; Starting a timer; Waiting for events; Priority obtained, next priority to set.*

Ils ont discuté aussi les principaux problèmes qui peuvent survenir lors de la mise en œuvre de l'algorithme VTL à grande échelle :

- Erreurs de positionnement (Coordonnées GPS).

- Portée de communications sans fil.
- Occupation des canaux et fiabilité des communications sans fil.
- Propriétés de sécurité.
- Applicabilité de la VTL à des scénarios avec des véhicules non équipés.

D'autres aspects du système VTL ont également été étudiés. Par exemple, Ferreira et al. ont étudié l'impact des VTL sur les émissions de carbone [87]. Viriyasitavat et al. [88] ont exploré les aspects de politique publique nécessaires pour accélérer l'adoption de la VTL.

3.4 Systèmes de contrôle de trafic basés sur les communications V2X

De nos jours, l'introduction de la technologie V2X (Vehicle-to-Everything) a accélérée le développement des villes intelligentes, cette technologie est considérée comme étant un système de communication véhiculaire qui permettra aux véhicules d'échanger des informations entre eux, avec les infrastructures et les piétons. Dans ce contexte, il existe pas mal de travaux scientifiques dans la littérature qui présentent des mécanismes de contrôle de trafic basés sur les communications V2X [89–97]. Pour avoir une vision précise et temps réel de l'état du trafic, les systèmes de surveillance du trafic (TMS) collectent et distribuent des informations en temps réel sur les véhicules des routes surveillées afin d'assurer une meilleure gestion. Un tel système de surveillance du trafic qui envoie périodiquement des informations de localisation de véhicules à l'unité RSU en mode *GeoUnicast* n'est pas efficace car il est coûteux en termes de frais généraux et peut conduire à un taux de collision élevé. Par conséquent, les auteurs de l'article [89] ont conçu un mécanisme amélioré pour le faire de manière moins coûteuse. Ils ont proposé un nouveau système de collecte d'informations des véhicules. Ils divisent logiquement la route en clusters de taille fixe. Seul le véhicule sélectionné (cluster head) sur la route transmettrait toutes les données suffisantes (position, vitesse, direction, etc) de tous les véhicules de son cluster à l'unité RSU la plus proche pour mettre à jour l'état du trafic de manière précise. Les véhicules échangent les messages beacons avec une fréquence de 10 Hz pour un saut

(premier seul voisin). Afin de limiter la surcharge de leur solution, ils ont considéré que le véhicule le plus proche du centre de cluster est automatiquement sélectionné comme cluster-head. Pour évaluer le système, ils ont utilisé le simulateur *NS3*. Ils concluent qu'en utilisant ce mécanisme, il est possible de réduire les frais généraux d'un quart par rapport aux autres approches.

Stratégie du clustering proposée :

Ils supposent que chaque véhicule est équipé d'un système de navigation par satellite (GPS) et d'une carte numérique complétée avec la liste des centres de clusters de la ville.

- À chaque inter mise à jour (le délai entre l'envoi de deux mises à jour d'informations consécutives à la RSU) chaque véhicule lance la mise à jour des informations.
- Il vérifie s'il s'agit du véhicule le plus proche du centre du cluster auquel il appartient. Il obtient le centre de cluster le plus proche en calculant la distance euclidienne entre sa position et la position de tous les centres de cluster enregistrée dans la carte numérique.
- Ensuite, il calcule la distance euclidienne entre chaque véhicule dans sa table de localisation (y compris lui-même) et ce centre de cluster le plus proche.
- Si et seulement si lui est le véhicule le plus proche, il envoie un paquet de mise à jour à l'unité RSU suivante contenant ses propres informations de localisation ainsi que toutes les informations de ses voisins. Le paquet de mise à jour est envoyé en utilisant le protocole de routage GeoUnicast.

Cette stratégie permet de réduire la surcharge de mise à jour et elle n'introduit aucun message de contrôle supplémentaire pour l'élection d'un *cluster-head*. Hobert et al. [90] ont analysé les normes de communication V2X actuelles de l'ETSI pour les fonctionnalités manquantes afin de prendre en charge un certain nombre de cas d'utilisation de la conduite autonome.

Les auteurs dans [95] ont fait une comparaison entre deux approches de collecte de données, Proactive et Réactive, dans les VANETs en utilisant la technologie 3G/LTE. La première approche Proactive donne un délai et une utilisation de bande passante plus faible mais avec un taux de perte élevé, tandis que la deuxième comprend un retard plus important avec moins de perte. Ils ont proposés donc un algorithme de

collection de données Adaptative (ADCS) pour collecter des données tout en optimisant la bande passante utilisée. L'algorithme proposé peut être défini en tant que deux processus distribués fonctionnant sur le centre de gestion de trafic (TMC) et sur les véhicules. Les véhicules sont équipés d'un système capable de lire les paramètres du véhicule et de communiquer avec TMC en utilisant uniquement les technologies de communication 3G/LTE (Internet). L'idée de base est de combiner deux techniques de collecte de données, à savoir la collecte de données périodique (proactive) et la collecte de données à la demande (réactive). Le choix est également basé sur la situation du trafic routier et le processus de collecte de données à la demande fait toujours appel à la collecte de données périodique. Afin d'évaluer la performance de l'algorithme, les traces de 9 taxis circulant au Qatar ont été collectées pendant 58 heures. Les résultats montrent que le système proposé réduit efficacement la quantité de données transmises dans le réseau, avec seulement 31Mo est consommé par mois (par véhicule) lorsque le temps entre chaque envoi de message (beacon) est de 10s.

Processus sur TMC : TMC collecte des données de tous les véhicules connectés afin de calculer le temps de déplacement estimé en utilisant des données en temps réel et d'historique. Le processus utilisé pour calculer le temps de déplacement estimé dépasse le cadre de cet article, mais il a été traité dans de nombreux documents de recherche. De plus, le TMC peut détecter la congestion, la dérivation des routes et de nouveaux segments.

Processus sur véhicule : Le véhicule est prêt à collaborer et à envoyer les données requises à TMC visant à obtenir des informations actualisées sur la circulation et l'état de la route. Ainsi, l'envoi de beacon toutes les 100ms n'est pas la meilleure solution car il va consommer rapidement son plan de données. Au lieu de cela, chaque véhicule utilisera un algorithme de collecte de données adaptatif.

Collecte proactive : La collecte de données proactive est considérée lorsque les véhicules sont configurés pour signaler leurs paramètres (vitesse, cap, position, consommation du carburant, etc.) à chaque période $p=100\text{ms}$ au TMC dans un message de 512 octets.

Collecte réactive : la collecte de données réactives est envisagée lorsque TMC demande périodiquement ou au besoin, à tous ou à certains véhicules sélectionnés de fournir leurs paramètres instantanés ou un rapport historique.

L'eco-routing est une technique proposée pour optimiser la consommation de carburant dans les réseaux de transport, par la sélection du meilleur itinéraire pour un voyage. Dans [96], les auteurs ont étudié dans cet article l'effet du réseau de données et des paramètres de communication sur la performance des algorithmes d'eco-routing. D'une part, ils ont introduit un Framework VNetIntSim (Vehicular Network Integrated Simulator); c'est un Framework réaliste de modélisation et simulation pour les réseaux véhiculaires avec l'intégration de deux outils de simulation OPNET et INTEGRATION. Le logiciel INTEGRATION simule le mouvement des voyageurs et des véhicules, tandis que le logiciel OPNET modélise l'échange de données via le système de communication. Le Framework est capable de capturer tous les détails des réseaux de transport et de communication. D'autre part, ils ont étudié l'effet des paramètres de communication sur la performance du système d'eco-routing, tels que le délai (end-to-end delay), le rapport de de paquets perdus (packet drop ratio) et le nombre et emplacements des unités RSU. Lorsqu'un véhicule traverse une liaison routière, il signale sa consommation de carburant sur ce lien à un centre de gestion du trafic (TMC), qui met à jour les informations de routage des véhicules. L'effet de différents paramètres de communication sur la performance du système est étudié, les résultats montrent que les erreurs dues aux chutes et aux retards de paquets de données ne sont pas significatives. Cependant, le nombre et l'emplacement des unités RSU sont des facteurs importants qui influent sur le niveau de consommation de carburant à l'échelle du réseau.

Les protocoles de routage implémentés pour les réseaux MANET tels que l'AODV, le DSR, et le protocole DSDV ne conviennent pas aux réseaux VANET en raison de la haute mobilité dans la topologie réseau. Afin d'éviter une défaillance fréquente de la liaison de communication, réduire les frais généraux de communication (overhead) et pour fournir un routage fiable afin de réaliser une transmission élevée de paquets, les auteurs dans [97] ont proposé un nouveau protocole de routage (*Optimized Node Selection Routing Protocol (ONSRP)*) pour les réseaux VANET. Ce qui est nouveau c'est que chaque nœud maintient en plus un drapeau de confiance (Flag Trust) dans sa table de routage. La valeur du Flag (calculé en utilisant un algorithme proposé)

change la table de routage pour sélectionner le nœud optimisé en fonction de la distance entre les nœuds, de la direction du nœud et de la vitesse du nœud ainsi que l'information de confiance des nœuds voisins. Chaque nœud envoie régulièrement les paquets HELLO pour mettre à jour les informations de confiance gérées par les autres nœuds. Le protocole proposé est simulé en utilisant NS2 et comparé avec deux protocoles existants MAODV (*Modified AODV Routing Protocol*) et GPCR (*Greedy Perimeter coordinator Routing*) pour prouver sa performance. Les paramètres mesurés durant la simulation sont : le rapport de transmission de paquets (*Packet Delivery Ratio*), le débit (*Throughput*) et le délai (*end-to-end delay*). Les résultats des tests indiquent que le routage ONSRP a des mesures de haute performance par rapport aux protocoles de routage existants.

En général, la communication V2X est utilisée pour rendre la conduite plus sûre et plus facile. Mais la communication V2X est également utilisée pour aider à la collecte ou à la transmission des données des applications IoT dans la ville intelligente.

3.5 L'apprentissage automatique dans les systèmes de transport

L'apprentissage automatique fait référence au développement, à l'analyse et à l'implémentation de méthodes automatisables permettant à une machine d'évoluer grâce à un processus d'apprentissage, et ainsi de faire des tâches qu'il est difficile de remplir par des moyens algorithmiques plus classiques [98]. Il consiste alors à programmer des algorithmes permettant d'apprendre automatiquement d'expériences et de données passées afin de résoudre au mieux un problème considéré [99]. L'apprentissage par renforcement fait partie de l'apprentissage automatique, et étant une technologie prometteuse, elle pourrait fournir des solutions exceptionnelles pour la gestion intelligente du trafic routier.

Dans le contexte de problèmes de circulation, l'apprentissage par renforcement a été appliqué afin d'accroître la circulation dans les intersections, tout en évitant la congestion qui peut se produire au niveau de ces zones délicates de la route. Les auteurs de l'article [100] visaient à réduire le trafic en trouvant de meilleures politiques en matière de feux de circulation au niveau des intersections. Pour eux, un système de feux de circulation intelligent et idéal peut réduire le trafic grâce à plu-

sieurs techniques. Il peut allumer les feux verts plus longtemps dans les directions avec plus de circulation, utiliser des capteurs pour réagir de manière dynamique, et même de coordonner des feux de manière à réduire des flux de trafic en faisant traverser de nombreux véhicules de manière flexible. Ils ont étudié donc l'apprentissage par renforcement des feux de signalisation comme étant une solution prometteuse à ce problème. Ils ont modélisé les intersections avec des états, des actions et des récompenses, puis utilisent une plate-forme logicielle standard pour simuler et évaluer différentes stratégies par rapport à celle-ci. Pour apprendre la meilleure action de feux de circulation, ils ont intégré des algorithmes Q-learning (une technique d'apprentissage par renforcement sans modèle) dans le logiciel de simulation SUMO [101] (Simulation of Urban MObility), c'est un progiciel standard open-source pour la modélisation des réseaux routiers et des flux de trafic [102]. L'objectif était de faire en sorte que chaque feu de circulation (agent) apprenne la politique optimale (quelle direction pour passer au vert) en fonction des entrées qui seraient disponibles en temps réel. Afin de comparer leur méthode proposée avec d'autres algorithmes, les auteurs ont étudié deux paramètres : le temps passé par les conducteurs dans le trafic, ainsi que les coûts et les effets environnementaux du gaspillage du carburant.

L'apprentissage par renforcement en profondeur a également été utilisé pour le contrôle de la circulation. Le travail de [102] concernait le contrôle des limitations de vitesse, et celui de [103] se basait sur le comptage de rampe (Les compteurs de rampe sont utilisés sur les rampes d'autoroute pour gérer le taux de pénétration d'automobiles sur l'autoroute), et introduit un algorithme d'apprentissage multi-agents pour apprendre une politique (policy) de comptage en rampe.

Walraven et al. [102] ont présenté le problème d'optimisation des flux de trafic sur les autoroutes qui se pose si le volume de la demande dépasse la capacité de l'autoroute. Par conséquent, la densité des véhicules dépasse la densité critique de la route et la vitesse des véhicules diminue afin de préserver la sécurité. En outre, une autoroute encombrée entraîne la file d'attente des véhicules, une augmentation du temps de déplacement et une consommation de carburant plus importante. De plus, l'extension du réseau routier n'est pas toujours réalisable et d'autres solutions sont

donc nécessaires. Les auteurs ont développé une nouvelle méthodologie de contrôle de trafic basée sur les limitations de vitesse sur la route. La méthode proposée vise à optimiser le flux de circulation sur les autoroutes en fonction de l'apprentissage par renforcement. Q-learning et le processus de décision markovien (MDP) ont été utilisés pour trouver les politiques d'attribution de limitations de vitesse. Afin d'améliorer les performances de l'algorithme développé, un réseau de neurones artificiels a été utilisé pour un apprentissage efficace de ces politiques dans le contexte d'un modèle de flux de trafic macroscopique. Des expériences de simulation ont montré que les politiques résultantes sont en mesure de réduire la congestion du trafic. Une limite à noter en ce qui concerne ces deux études est que le problème de la limitation de vitesse variable (VSL) a jusqu'à présent été traité dans un paradigme de modélisation de trafic macroscopique qui s'intéresse à l'écoulement global du flux de véhicules et ne représente pas l'évolution individuelle des véhicules. Cependant, cette approche a jusqu'à présent moins bien réussi pour les déplacements en ville. Le mécanisme des déplacements en ville est très différent de celui des autoroutes.

Breisson et al. [104] proposent d'utiliser des réseaux de neurones récurrents (RNN) pour prédire la destination d'un taxi sur la base du début de son trajet (traces GPS) et des métadonnées associées tels que : l'identifiant du conducteur, l'heure de départ et d'autres informations. L'approche proposée utilise les données historiques sur les déplacements des conducteurs pour former un modèle HMM (modèle de Markov caché). Le dataset utilisé est composé de toutes les trajectoires complètes des taxis circulant dans la ville de Porto (Portugal). Ils génèrent des préfixes de trajectoire en coupant les trajectoires d'une manière subjective. Différents réseaux de neurones sont testés dans le cadre de la recherche, notamment les réseaux de mémoire, la perception multicouche normale, le RNN (réseau de neurones récurrents) et le RNN bidirectionnel. Ils ont montré que les résultats des expériences du RNN bidirectionnel est plus performant que les autres méthodes. Cependant, l'approche proposée ne s'applique pas au problème de prédiction de destination parce qu'il essaye de minimiser la distance entre la destination prévue et la destination réelle, cependant un tel utilisateur cherche plutôt à identifier sa destination exacte à laquelle souhaite se rendre. Ainsi, le modèle proposé divise l'heure du jour en quelques segments sub-

jectifs tels que matin, midi et soir, et ce traitement détruit la continuité du temps. De plus, les scores des réseaux de neurones sont difficiles à interpréter et ne peuvent pas être utilisés pour mieux comprendre les caractéristiques de l'ensemble de données.

L'article [105] propose une approche de prévision du temps de trajet en ligne basée sur la variation utilisant des réseaux de neurones en cluster. Il présente l'utilité du temps de trajet comme étant une information importante dans le système ATIS (Advanced Travelers Information Systems) [106], qui peut potentiellement guider les voyageurs de manière dynamique, réduire les encombrements et renforcer la fiabilité des réseaux routiers. La prévision du temps du trajet fait référence au calcul de la durée du trajet au moment où les véhicules démarrent, et constitue un problème complexe et difficile traité de différentes manières et utilisant différentes techniques dans la littérature. L'objectif de l'approche proposée dans ce travail est de prédire le temps de trajet à travers la pré-classification des modèles de trafic en plusieurs classes plus simples. Le modèle proposé comporte deux parties : un temps de trajet de base, qui est prédit à l'aide d'une moyenne floue pondérée (fuzzy membership-value-weighted average) des données historiques groupées afin de représenter le modèle de trafic principal, et une variation du temps de trajet, qui est prédite à l'aide d'un modèle de réseau neuronal artificiel (calibrated cluster-based artificial neural network model) afin de capturer les variations et fluctuations réelles du trafic routier. Des capteurs de route sont utilisés pour collecter les informations sur le trafic routier, telles que le temps de passage, la vitesse et la densité de trafic. Ensuite, les modèles de trafic sont regroupés avec des méthodes d'apprentissage non supervisées, puis un modèle ANN (Artificial neural networks) est généré (par apprentissage) pour chaque groupe (cluster). Les expérimentations montrent que l'approche proposée est capable de prédire de manière fiable le temps de parcours, mais les modèles proposés doivent être testés des conditions de trafic plus complexes dans le monde réel.

Les embouteillages représentent un problème majeur dans les zones urbaines, en particulier lorsque le nombre des véhicules continuent de croître et que les infrastructures routières ne sont pas modernisées à la même vitesse pour accueillir le nombre énorme de véhicules. En outre, les méthodes traditionnelles de gestion du trafic sont

devenues inefficaces en fonction des exigences du trafic routier. Dans ce contexte, et afin de déterminer le chemin optimal des véhicules parmi les différents trajets possibles. Sang et al. [107] ont proposé une approche d'optimisation du routage de groupe basée sur le processus de décision markovien (MDP). Les auteurs ont étudié la méthode d'apprentissage de cette approche et son fonctionnement avec le prototype proposé. Le MDP est un type de modèle mathématique utilisé pour étudier les problèmes d'optimisation résolus par la programmation dynamique ou l'apprentissage par renforcement. Il se caractérise par un ensemble d'actions pouvant mener à un certain état en fonction des types réalisations souhaitées. La sélection des actions les plus appropriées est induite par les récompenses MDP. Leur approche vise à répartir le trafic urbain sur la base d'un groupe de véhicules présentant des caractéristiques similaires, et donc au lieu de trouver le chemin optimal pour des véhicules individuels, une suggestion d'itinéraire de groupe est fournie en utilisant les similitudes des véhicules ainsi que les technologies de communications entre véhicules (V2V). Les auteurs supposent que ces technologies des communications véhiculaires vont être utilisées pour collecter toutes les informations nécessaires à cette approche, y compris les données de trafic (destination de chaque véhicule), le type de véhicule (taille, poids et priorité), le comportement de conduite (agressif, prudent) et l'état de la route (construction). Avec les données d'entrée collectées, et lorsque le trafic urbain dépasse un niveau de congestion, le système de gestion central pourrait effectuer une approche de regroupement afin de classer les véhicules en fonction de leurs similitudes, et prendra par la suite des décisions pour réorienter les véhicules afin d'éviter les embouteillages et jusqu'au retour à l'état normale de circulation.

Dans les transports en commun, l'heure d'arrivée des services de bus est considérée comme un facteur important à prendre en compte pour assurer l'optimisation des transports en commun. En fait, plusieurs raisons peuvent expliquer le retard au niveau des bus et des trains, de la congestion routière, des pannes de véhicules, aux intempéries. Ce qui peut amener les usagers à chercher d'autres formes de transit et encourage l'utilisation de la voiture. Pour remédier à ce problème, les techniques d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour prédire l'heure d'arrivée des bus avec précision en fonction de leur position en temps réel ainsi que les retards opérationnels prévus aux différents arrêts. Dans ce contexte, les auteurs de l'article

[108] proposent un système qui traite la prévision des retards des bus. Leur système permettant de prévoir l'heure d'arrivée des bus aux arrêts. Ils utilisent des données historiques et en temps réel de la ville de *Nashville* dans leur système. Les données historiques comprennent les heures de départ et d'arrivée réelles ainsi que le temps qui prennent les bus au niveau des arrêts individuels pour desservir les passagers. En tant que données en temps réel, ils reçoivent les positions des bus au moment de la mesure. Ils différencient dans leurs études les prévisions à long terme les prévisions à court terme. Les prévisions à long terme sont toutes des prévisions qui ne sont pas pour le jour actuel ou qui dépassent un certain seuil trop loin dans le futur. Pour ce type de prévisions, ils ont utilisé un modèle prédictif basé uniquement sur des données historiques. C'est un modèle basé sur la méthode des "K plus proches voisins" ou KNN (K-Nearest Neighbors) [109], qui est calculé à chaque qu'un nouvel ensemble de données historiques est ajouté. Pour la prévision à court terme, un retard est déterminé sur la base des dernières données de position du bus correspondant. Cela ajoutera un délai supplémentaire suspecté pour chaque tronçon de la route de l'itinéraire qui doit encore être parcourue. L'approche combine une analyse de regroupement (clustering) et un filtre de Kalman [110] avec un modèle de segment de route commun pour obtenir des heures d'arrivée plus précises. En se basant sur ce modèle prédictif combiné, ils ont obtenu de meilleurs résultats de prévision que la société de bus locale.

3.6 Conclusion

Les systèmes de transport intelligents jouent un rôle central dans le système de transport et la gestion du trafic, ils permettent d'augmenter l'efficacité globale du transport, d'améliorer la sécurité et d'assurer une meilleure mobilité afin d'accélérer le développement des villes intelligentes. Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des différentes méthodes de gestion du trafic routier. Ces méthodes se différencient en plusieurs catégories selon les types d'application, tels que la détection de la congestion de trafic, le contrôle intelligent des feux de circulation, etc. Dans le chapitre suivant nous allons proposer une nouvelle méthode de gestion de trafic routier. Cette approche permet une gestion adaptative du trafic routier en milieu urbain par la suggestion du chemin le plus court en termes de temps de passage

moyen des véhicules. Nous proposons de calculer, en temps réel, le temps de passage moyen au niveau des segments (routes) du réseau routier comme étant une nouvelle métrique de choix du chemin optimal. Cette métrique prend en considération une combinaison de 3 facteurs : la densité, la longueur et la vitesse maximale autorisée au niveau des segments (routes/rues).

Approche prédictive pour la gestion du trafic routier

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons vu l'état de l'art des différentes méthodes et solutions proposées améliorer la conduite, l'exploitation et la gestion du trafic routier. Ces méthodes se différencient en plusieurs catégories selon le type d'application, tel que le contrôle intelligent des feux de circulation, la diminution de la pollution, l'amélioration de la sécurité routière, etc.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la problématique de gestion du trafic routier dans le réseau véhiculaire et proposons une nouvelle approche qui se focalise principalement sur le ré-acheminement (routage) des véhicules sur le réseau routier. Cette approche a pour but de ré-acheminer les véhicules en suggérant des itinéraires optimaux de manière adaptative au niveau de chaque intersection, cela permet d'éviter les embouteillages et les bouchons soudainement créés sur la route. L'approche proposée est basée sur une architecture distribuée, c'est à dire que le traitement du flux de trafic se fait au niveau de chaque unité de bord RSU (*Road Side Unit* : est un dispositif de communication sans fil spécial situé sur le bord de la route et qu'il sert de passerelle entre les véhicules et l'infrastructure routière), au lieu d'utiliser un seul serveur central, et basée également sur l'échange d'informations de trafic entre les véhicules et la RSU, cet échange permet de surveiller d'une façon continue l'état trafic actuel et de suggérer un chemin optimal (en terme de temps) à traverser par un véhicule jusqu'à ce qu'il atteigne sa destination en se basant sur un modèle prédictif.

Ce chapitre commence par la présentation de l'architecture et composants de l'approche proposée de gestion du trafic routier, ainsi que la description du comportement de chaque composant. Ensuite, l'approche de gestion du trafic routier prédictif est détaillé. Enfin, une évaluation et analyse des performances de l'approche proposée est présentée.

4.2 Architecture et composants de l'approche proposée

L'approche proposée permet une gestion adaptative du trafic routier en milieu urbain. L'architecture système se compose principalement de 2 éléments :

1. Les véhicules ;
2. Les unités RSU (Road-Side Unit) ;

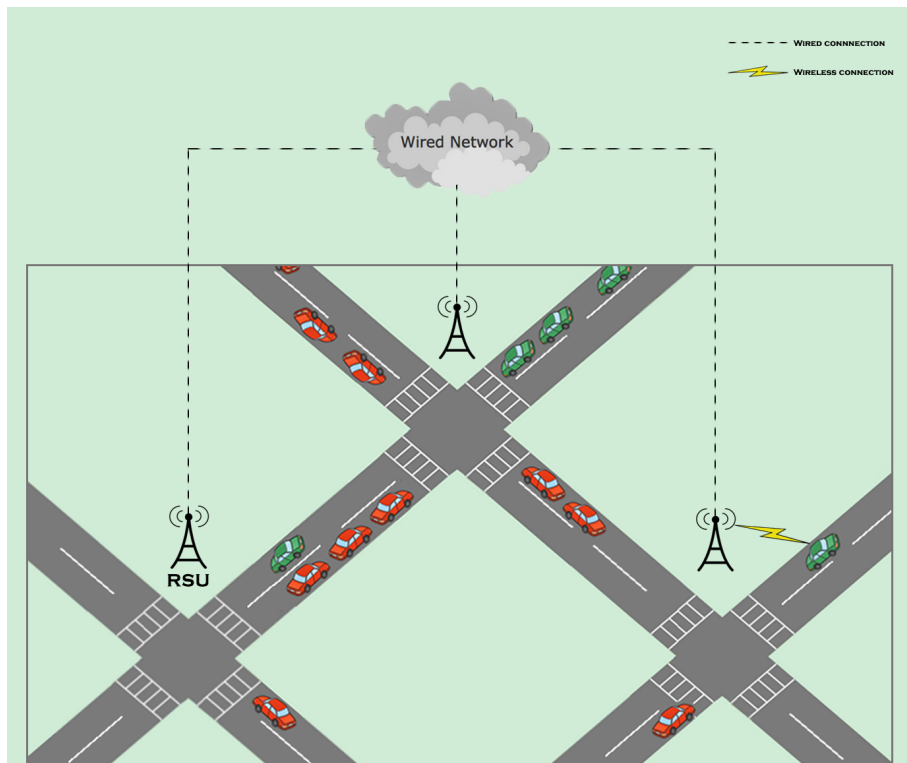


Figure 4.1 – Architecture générale du système

Ce travail met en évidence la communication entre les véhicules et les unités RSU et montre comment on peut l'exploiter afin de minimiser le temps de trajet des conducteurs vers leur destination. Les intersections sont équipées avec une unité RSU afin d'assurer la communication avec les véhicules pour échanger différents

types d'informations sur le trafic routier via la technologie ITS-G5 (802.11p) [1, 3]. ITS-G5 sert de base aux standards ETSI (European Telecommunications Standards Institute), ce sont des standards adoptés pour le déploiement des véhicules connectés en Europe. Les composants de l'architecture système (véhicules, RSU) communiquent en échangeant des informations du trafic routier et chacun entre eux a un comportement précis à suivre.

4.2.1 Description du comportement des véhicules

Le véhicule est le composant principal du réseau routier. Il est en mouvement d'une façon continue et ne suit pas un modèle de mobilité fixe sur la route, puisque chaque conducteur conduit, vers sa destination, indépendamment des autres (dans la plupart des cas). Le terme "véhicules intelligents" désigne actuellement les véhicules capables de conduire d'une manière autonome ou de fournir des informations pertinentes au conducteur en matière de sécurité, d'assistance et de confort [111]. Ces véhicules sont dotés de fonctionnalités supplémentaires, telles que la possibilité d'envoyer et de recevoir des paquets en communiquant avec d'autres véhicules (V2V) ou avec des unités de l'infrastructure routière (V2I).

Les véhicules communiquent avec l'unité RSU en envoyant 2 types de messages :

- Messages périodiques (Beacon),
- Requête (demande du chemin optimal).

Messages périodiques

Chaque véhicule diffuse périodiquement un paquet de type *beacon*. Les paquets beacon sont généralement courts et contiennent des informations de base telles que l'identification du véhicule, la position, la vitesse et l'accélération. La RSU la plus proche des véhicules recevra ces messages qui servent principalement à déterminer l'état actuel du trafic au niveau de chaque segment (route) d'une façon continue.

Message de type Requête

Un véhicule peut envoyer une requête en demandant le chemin optimal à traverser pour atteindre sa destination. La requête est censée être reçue par l'unité RSU la

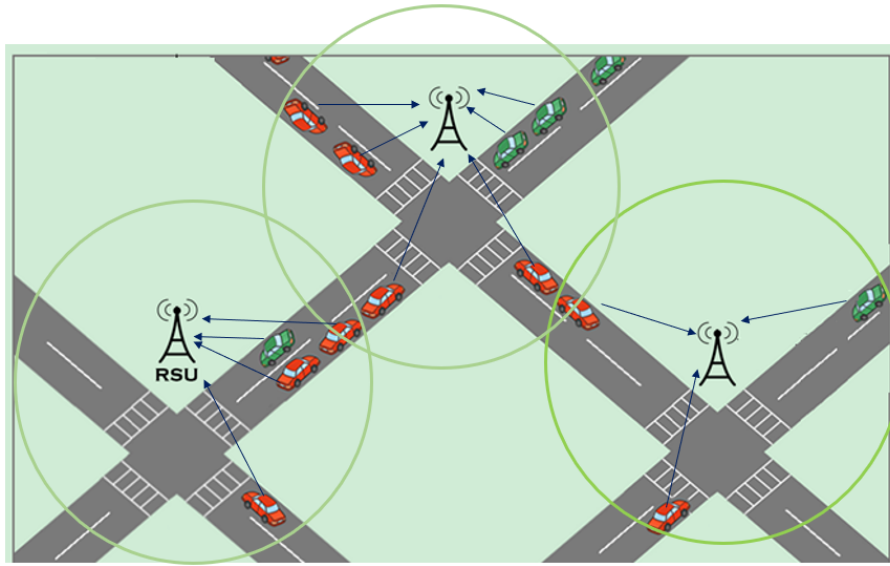


Figure 4.2 – Messages périodiques (*beacons*)

plus proche qui s'en occupe du traitement et l'envoi d'une réponse.

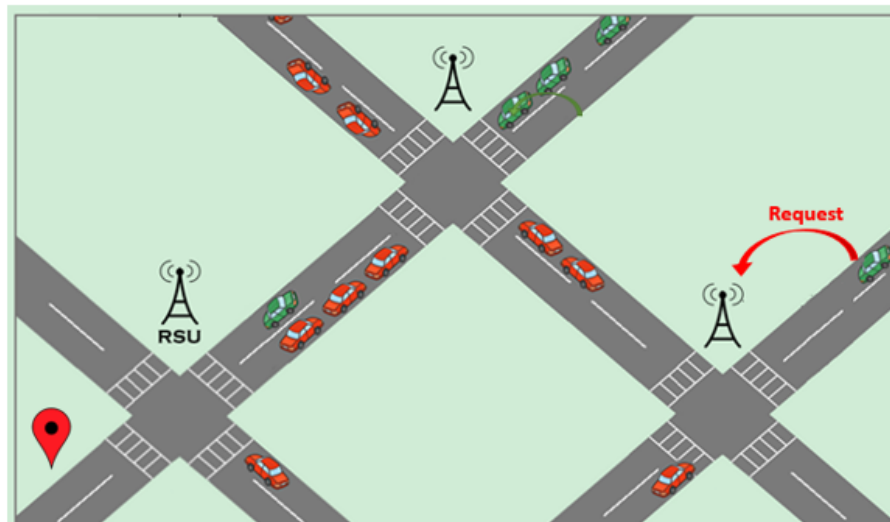


Figure 4.3 – Message de type Requête

L'acheminement d'une requête pour qu'elle soit traitée au niveau de la RSU diffère selon le type de la couverture des segments (routes) employé.

- Couverture totale des segments

Une couverture totale des segments indique que tous les véhicules sont connectés directement avec les unités RSU installées au niveau des intersections, et quand un

véhicule envoie une requête, il est sûr qu'elle va atteindre la RSU adjacente pour qu'elle soit traitée en envoyant une réponse au véhicule source.

- Couverture partielle des segments

Dans le cas d'une couverture partielle des segments, donc une perte en milieu aura lieu, le véhicule envoie la requête et attend la réponse. S'il n'a pas reçu de réponse pendant un certain temps, il diffuse la requête dans son environnement en multi-sauts avec la technologie V2V (vehicle-to-vehicle). Après la réception d'une requête, chaque véhicule voisin consulte sa table de voisinage, s'il existe une RSU dans sa table de voisinage, il lui envoie la requête, sinon il re-diffuse la requête. Cette opération se répète jusqu'à ce que la requête atteigne une unité RSU.

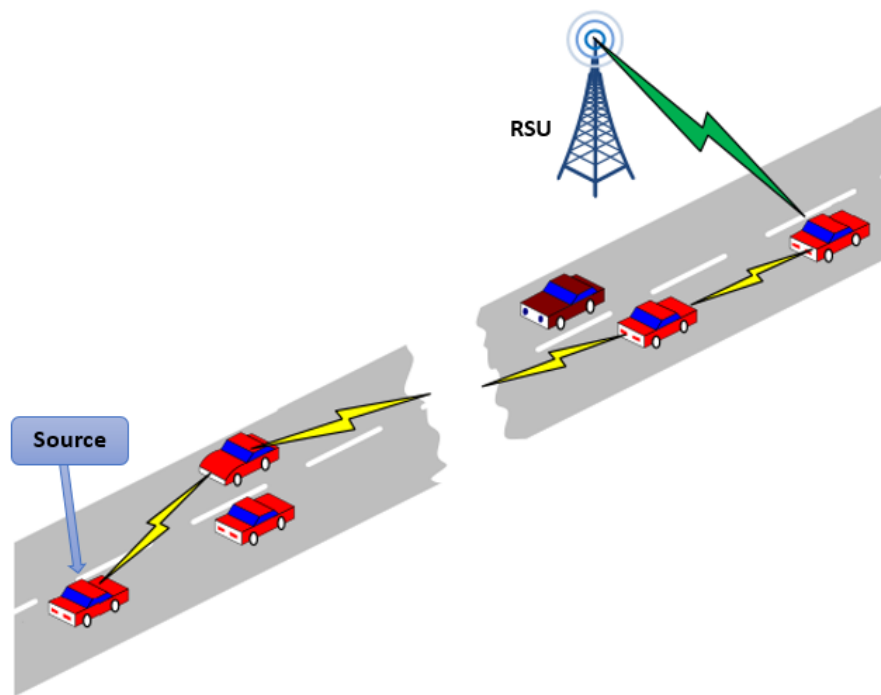


Figure 4.4 — Exemple de couverture partielle d'un segment

Le routage multi-sauts (multi-hop routing) est un type de communication dans les réseaux de radiodiffusion dans lequel la zone de couverture du réseau est supérieure à la portée de nœuds simples. Par conséquent, pour atteindre une destination, un nœud peut utiliser d'autres nœuds en tant que relais [112].

Les types messages envoyés par un véhicule :

1. **Envoie de beacons** : chaque véhicule diffuse périodiquement (en broadcast) un message beacon décrivant son état actuel.
2. **Envoie de requêtes** : un véhicule diffuse une requête lorsqu'il a besoin de suggestion du prochain segment à traverser. Si un véhicule n'a pas eu de réponse pour son chemin au bout d'un certain temps, il relance sa requête.
3. **Retransmission de requêtes** : les véhicules retransmettent la requête reçue d'un autre véhicule dans le cas d'une couverture partielle des segments.
4. **Retransmission des réponses** : les véhicules retransmettent également la réponse d'une requête générée par un autre véhicule, jusqu'à la réception de la réponse par le véhicule concerné, toujours dans le cas d'une couverture partielle des segments.

La retransmission d'une requête ou d'une réponse se fait soit en unicast ou en broadcast. Après la réception d'une réponse, le véhicule consulte sa table de voisinage et vérifie s'il existe une entrée du véhicule concerné (qui a généré la requête), si oui il le transmet le message réponse en unicast. Sinon il retransmet le message réponse en broadcast.

4.2.2 Description du comportement des unités RSU

Une unité RSU (ou Road Side Unit) est un dispositif de communication sans fil spécial situé sur le bord de la route. Il sert de passerelle entre les véhicules et l'infrastructure routière et fournit la connectivité et le support d'informations aux véhicules qui passent y compris les avertissements de sécurité et les informations sur le trafic. Généralement, les RSU sont placés au niveau des intersections afin d'assurer la collecte des informations du trafic routier. Par conséquent, la capacité des véhicules à communiquer avec une infrastructure dépend du nombre et de la couverture radio des RSU existantes dans la zone voisine.

Chaque RSU collecte régulièrement et pendant un créneau horaire (*time slot*) les messages beacons des véhicules et les stocke dans une base de données sous forme d'un tableau global contenant les caractéristiques de chaque segment, y compris la longueur, la vitesse autorisée sur le segment, l'unité RSU associée, la densité et le

coût de passage .

L'unité RSU est responsable du traitement de données et du calcul du chemin optimal. Après la réception d'une requête, elle démarre son processus de calcul du chemin optimal en se basant sur un algorithme de prédiction.

L'unité RSU reçoit également les requêtes des véhicules qui demandent le chemin optimal vers leur destination. Elle est censée de renvoyer une réponse et la diffuser dans le réseau. Si le véhicule concerné se trouve dans la portée de la RSU, il va recevoir la réponse de sa requête contenant le chemin suggéré. Sinon la réponse va suivre le traitement de la couverture partielle expliqué en haut jusqu'à ce qu'elle atteigne le véhicule concerné.

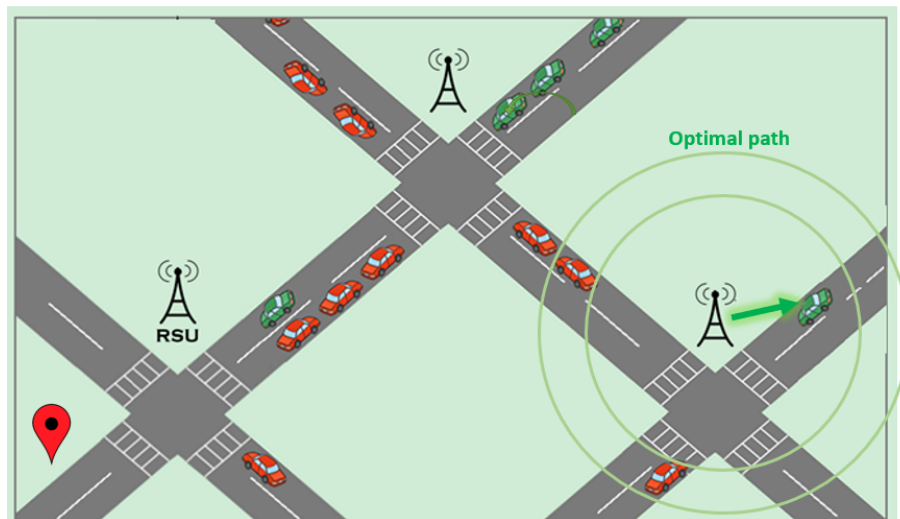


Figure 4.5 — Réponse RSU

4.3 Approche de gestion du trafic routier prédictif proposée

L'estimation de l'état futur du trafic routier, en particulier au niveau des intersections, est une tâche importante pour réduire le niveau de congestion. Le but de tout algorithme de gestion est de mesurer le temps d'attente sur chaque route et d'informer les véhicules afin de minimiser leur futur temps de trajet. Un algorithme efficace ne devrait pas seulement donner la meilleure prédiction dans une limite d'erreur raisonnable, mais devrait également garantir la meilleure distribution des véhicules aux

différentes intersections.

Nous proposons un algorithme qui permet de prédire l'état futur du trafic de manière distribuée sur la base d'un modèle de prédiction linéaire (LP) [113, 114] qui utilise en entrée les informations de trafic en temps réel collectées à partir des communications véhiculaires. La prédiction linéaire est considérée comme l'un des outils les plus importants dans diverses applications de traitement du signal et elle est souvent appelée *codage prédictif linéaire* (*LPC, Linear Predictive Coding* [115, 116]). Le rôle de la prédiction linéaire est de former un modèle d'un système numérique linéaire invariable dans le temps par l'observation de séquences d'entrée et de sortie, c'est-à-dire d'estimer un ensemble de coefficients qui décriront le comportement d'un système [117].

Étant donné un système, l'algorithme de prédiction calcule un ensemble de coefficients qui fournissent une estimation pour le prochain échantillon de sortie $\hat{y}(t)$ étant donné la connaissance des échantillons d'entrée $x(t)$ et de sortie $y(t)$. A l'instant $t = n$, $\hat{y}(n)$ est calculé par l'équation 4.1.

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=0}^p a_i x(n-i) + \sum_{i=1}^q b_i y(n-i) \quad (4.1)$$

a_i et b_i sont les coefficients de prédiction. $\hat{y}(n)$ est la valeur prédite de $y(n)$, $x(n-i)$ représente les valeurs des observations précédentes. Les coefficients a_i et b_i sont déterminés de telle sorte que $\hat{y}(n)$ se rapproche le plus possible de la sortie réelle de $y(n)$. La méthode de moindre carré est utilisée comme solution d'équations de prédiction linéaire pour trouver les meilleurs coefficients de prédicateur d'ajustement qui minimisent l'énergie du signal d'erreur (c.-à-d. minimiser la somme des carrés des écarts entre les vraies valeurs et les valeurs prédites avec le modèle de prédiction utilisé), c'est ce qu'on appelle une minimisation des moindres carrés [118].

Algorithm 1 Diffusion des messages de la mise à jour entre les RSU

```

1: int M;
2: time_t currentTime = 0;
3: startTime = time(NULL);
4: while ((currentTime - startTime) mod M = 0) do
5:   rsuCurrentTraffic ← getCurrentTrafficFlow(numRSU);
6:   send(rsuCurrentTraffic, numRSU);
7:   currentTime = time(NULL);
8: end while

```

L'algorithme 1 décrit le processus d'envoi du message de mise à jour d'une unité RSU à une autre. Le message contiendra l'état actuel du trafic sur les segments couverts par la RSU émettrice.

Algorithm 2 Algorithme de prédiction au niveau de la RSU

```

1: while (RECEIVE(vehicleRequest)) do
2:   if (myVersionNumber < rsuVersionNumber) then
3:     CurrentTraffic = rsuCurrentTraffic(numRSU);
4:   end if
5:   predictedTrafficStatus ← LinearPrediction(CurrentTraffic);
6:   if (predictedTrafficStatus ≥ Threshold) then
7:     if (VehicleIsCloseToCongestion == true) then
8:       rerouteVehicle(numV, numRSU);
9:     end if
10:  end if
11:  sendReroutingInfo(numV, numRSU);
12: end while

```

L'algorithme 2 décrit la politique de prédiction au sein d'une RSU. Cette dernière est responsable de deux tâches : la prédiction de l'état futur du trafic, et le ré-acheminement des véhicules afin d'assurer une meilleure répartition de l'ensemble des véhicules sur les routes du réseau routier. Lorsqu'une RSU reçoit un message

sur l'état du trafic d'autres RSU, elle met à jour ses informations de trafic locales. En se basant sur ces informations mises à jour, la RSU commencera le processus de prédiction de l'état futur du trafic au niveau des différentes intersections.

Lorsqu'un véhicule a l'intention de connaître l'état du trafic local, il diffuse un message de type "requête". Cette dernière va être reçue par la RSU la plus proche du véhicule et donc récupérer ses informations (y compris sa destination prévue). Ensuite, la RSU va prédire le flux de trafic futur sur la base d'une prédiction linéaire, si le véhicule est proche d'une future intersection congestionnée, il sera ré-acheminé de manière adaptative pour éviter l'encombrement routier, et l'état de trafic prédit sera également transmis. Si de nombreuses requêtes sont reçues, la RSU redirigera les véhicules vers la route la moins encombrée pour assurer une meilleure répartition et pour éviter de créer une congestion supplémentaire.

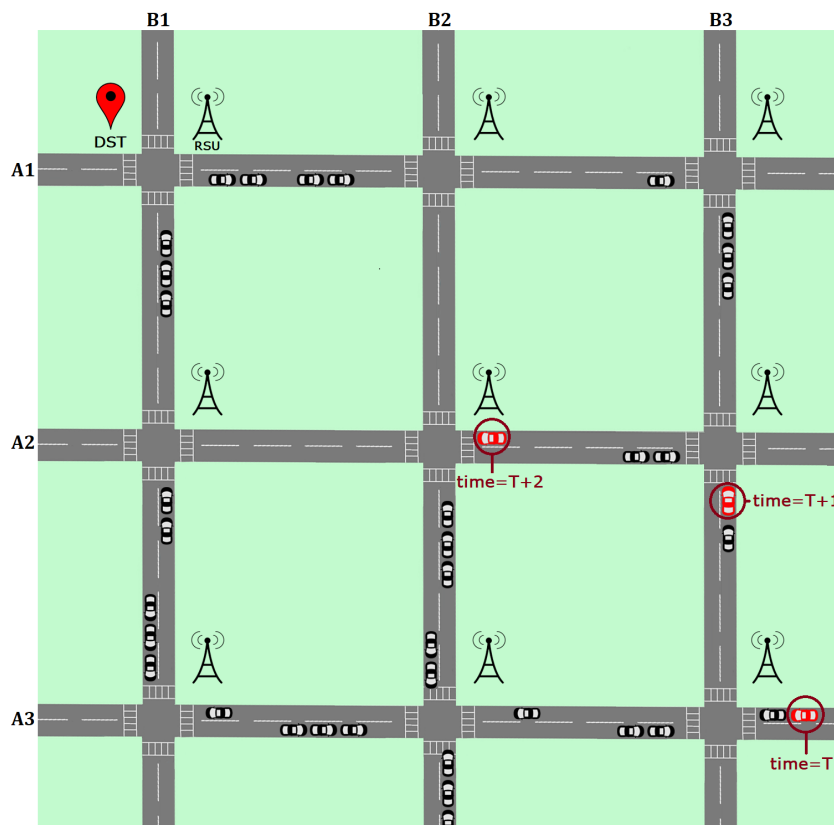


Figure 4.6 — Topologie du réseau avec un cas d'utilisation

Figure 4.6 est un exemple de cas d'utilisation du système proposé. Étant donné le véhicule rouge qui a l'intention d'atteindre sa destination (*DST*). L'emplacement

initial du véhicule est à l'intersection $A3 - B3$ (à l'instant T), et il cherche à atteindre sa destination à l'intersection $A1 - B1$. Le chemin habituel sans prédiction qui pourrait être emprunté est décrit comme suit : continuez à traverser la route $A3$ jusqu'à l'intersection $A3 - B2$, puis tournez à droite pour prendre la route $B1$. Le véhicule dans ce cas va finir face à une congestion au niveau de l'intersection $A3 - B1$. Cependant, comme le véhicule est connecté à son RSU il va lui envoyer une requête pour demander le chemin le plus court. Le système de prédiction détectera la présence d'une congestion prévue (à l'instant $T+1$) et le véhicule sera détourné vers la route $B3$ au lieu de prendre $A3$. Lorsque le véhicule arrive à l'intersection $A2 - B3$, il disposera de deux options pour atteindre sa destination, soit de continuer tout droit (via l'intersection $A3 - B3$) ou de tourner à gauche (via l'intersection $A2 - B2$). Le système prédira à nouveau l'état du trafic (à l'heure $T+2$) et proposera par exemple de passer par la route $A2$ comme itinéraire optimal, et ainsi de suite jusqu'à ce que le véhicule atteigne sa destination.

4.4 Nouvelle métrique de calcul du temps de passage moyen

Dans cette extension du travail présenté en dessus qui se base sur architecture distribuée et une approche prédictive, nous proposons une nouvelle approche en se basant sur le calcul d'un temps de passage moyen (TPM). Afin de calculer le temps de passage moyen pour les segments du réseau routier, on a représenté le réseau routier comme étant un graphe $G = (V, E)$ comprenant un ensemble V de sommets (intersections) et un ensemble E d'arcs (segments). La pondération des arcs représente le temps de passage moyen TPM, on aura donc un graphe pondéré par le temps. Ce dernier dépendra de trois paramètres : la densité, la longueur et la vitesse maximale autorisée au niveau des segments. Le temps de passage moyen au niveau d'un segment sera calculé en fonction des véhicules venant des autres segments connectés à ce dernier et qui vont le traverser. Par exemple (figure 4.7), le nombre des véhicules présents sur les segments A et B , et qui vont traverser C seront utilisés dans le calcul du temps moyen de passage sur le segment C . De même, les véhicules circulant sur le segment C vont être considérés dans le calcul au niveau du segment D , ainsi de suite.

Tout d'abord, on va définir certains paramètres liés au trafic routier :

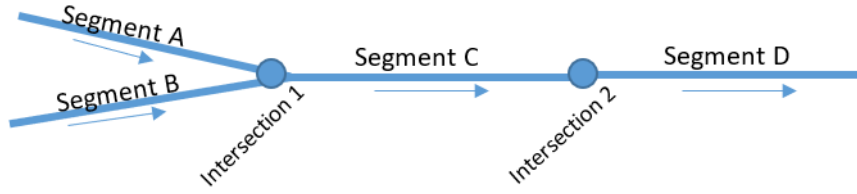


Figure 4.7 – Exemple d'un schéma routier simple

L'accélération Acc d'un véhicule est égale à la différence entre sa vitesse initiale V_i (la vitesse de départ) et sa vitesse d'arrivée V_f en m/s, divisée par la durée de cette accélération en seconde T_a .

$$Acc = \frac{V_f - V_i}{T_a} \quad (4.2)$$

La durée d'accélération T_a représente le temps pendant lequel un véhicule accélère jusqu'à ce qu'il atteigne la vitesse maximale autorisée sur le segment.

$$T_a = \sqrt{\frac{2D_a}{Acc}} \quad (4.3)$$

La distance parcourue D_a pendant la durée d'accélération.

$$D_a = \frac{Acc.T_a^2}{2} \quad (4.4)$$

La durée de passage de chaque véhicule depuis son apparition sur un segment jusqu'à ce qu'il le quitte se résume en trois phases : (figure 4.8)

- Temps (ou durée) d'accélération T_a
- Temps stabilisé T_s
- Temps de décélération T_d

On suppose que la vitesse maximale autorisée au niveau d'un segment soit de $60km/h$. La vitesse d'accélération est donc de 0 à $60km/h$. La durée de passage à vitesse stable T_s représente le temps pendant lequel les véhicules utilisent leur vitesse maximale autorisée sur le segment. D_s est la distance parcourue pendant ce temps, avec L_s la longueur du segment.

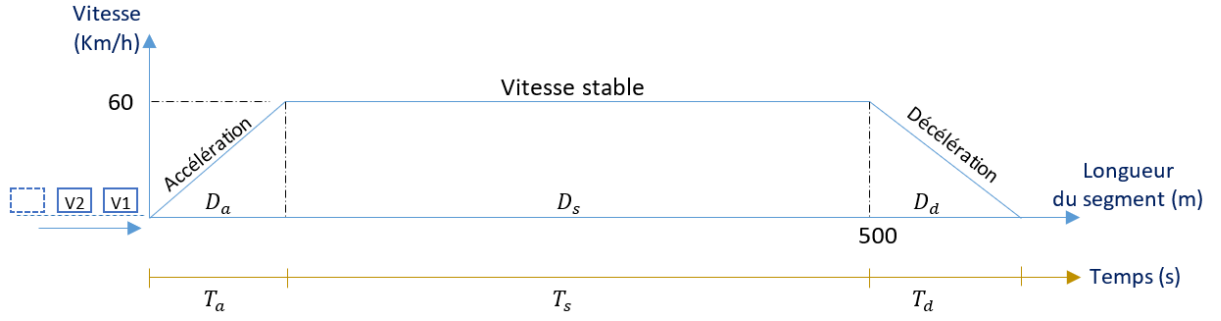


Figure 4.8 – Scénario typique de la durée de passage moyen des véhicules sur un segment de 500m

$$D_s = L_s - (D_a + D_d) \quad (4.5)$$

La durée de décélération T_d représente le temps pendant lequel un véhicule décélère jusqu'à son arrêt. La vitesse de décélération est stable et de 60 à 0 Km/h. D_d représente la distance parcourue pendant la durée T_d . On suppose que la durée d'accélération T_a est la même que la durée de décélération T_d , et $D_a = D_d$. Le temps de passage du premier véhicule ($v1$), de l'entrée du segment (route) jusqu'à la sortie, peut être calculé comme suit :

$$\begin{aligned} T_{v1} &= T_a + T_s + T_d \\ &= 2T_a + T_s \\ T_{v1} &= 2T_a + \frac{D_s}{V} \end{aligned} \quad (4.6)$$

Plus le segment est dense plus le temps de passage du premier et dernier véhicule ne sera pas le même puisque qu'ils ne démarrent pas au même moment. Cela génère un retard entre un véhicule et celui qui le suit. Ce retard sera ajouté pour les véhicules qui démarrent après le premier véhicule. Selon [119], l'intervalle de temps entre deux véhicules traversant la ligne de feu vert est appelé le temps inter-véhicules (ou headway en anglais). Le premier headway est l'intervalle de temps entre le début du signal vert et le moment où le véhicule traverse la ligne de feu. Le deuxième headway est l'intervalle de temps entre le premier et le deuxième véhicule traversant la ligne de feu. Les headways successives sont ensuite tracées comme dans la figure suivante.

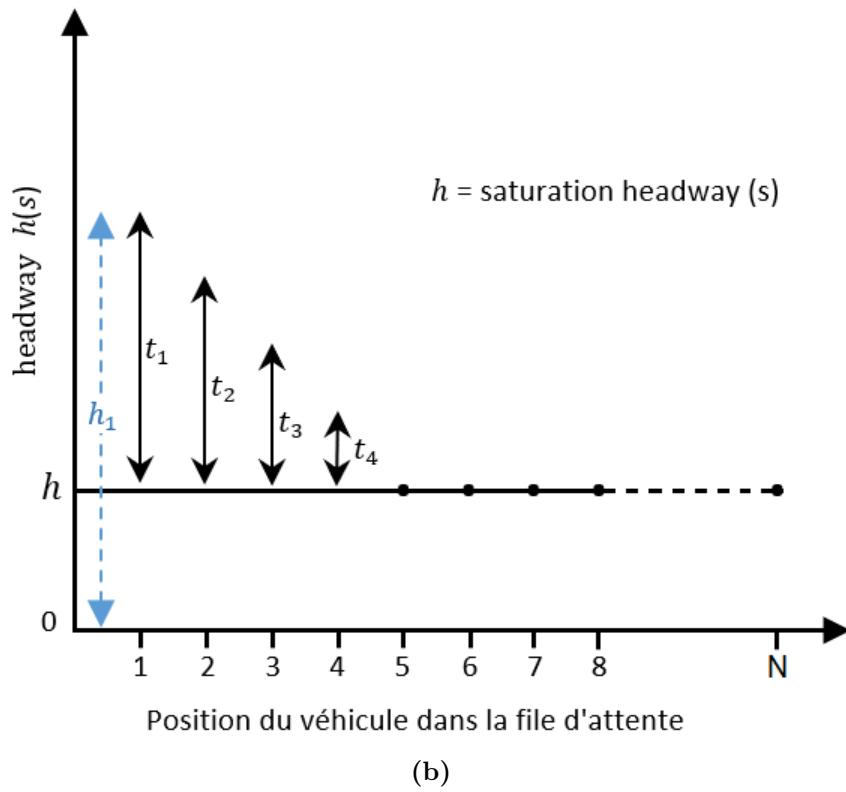
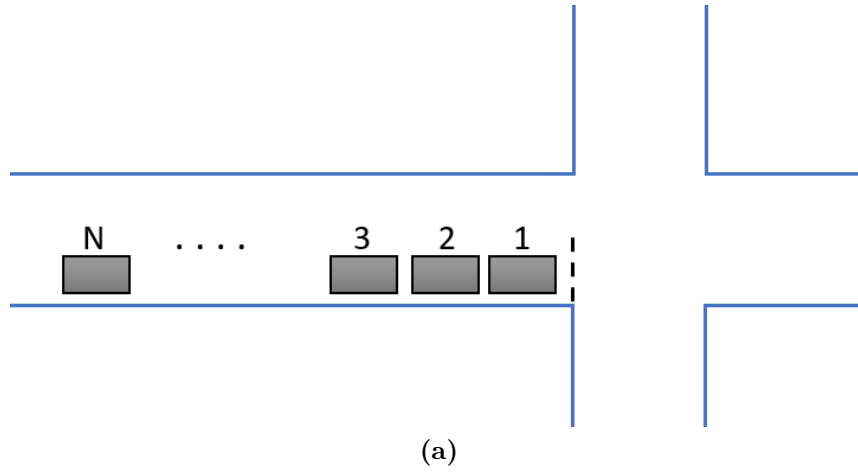


Figure 4.9 – (a) : File d'attente des véhicules au niveau d'une intersection, (b) : Temps inter-véhicules (*headway*). [4, 5]

Le premier headway (h_1) sera relativement plus longue puisqu'il inclut le temps de réaction du conducteur et le temps nécessaire pour accélérer. Le deuxième headway sera comparativement plus faible car le deuxième conducteur peut chevaucher son temps de réaction avec celui du premier. Après quelques véhicules, la progression deviendra constante. Ce headway constant qui caractérise tous les headways à partir du quatrième ou du cinquième véhicule est définie comme un temps inter-véhicule à saturation (saturation headway) et est notée h . Si tous les véhicules ont besoin de h secondes de temps du feu vert et si le signal est toujours vert, s véhicules dépasseraient l'intersection par heure.

$$s = \frac{3600}{h} \quad (4.7)$$

La différence entre le headway actuel et h pour le $i^{\text{ème}}$ véhicule est indiquée par t_i dans la figure 4.9. Cette différence pour les quatre premiers véhicules peuvent être ajoutées pour obtenir le temps perdu de démarrage l_1 . Ce dernier représente la durée entre la réaction du conducteur et l'accélération du véhicule.

$$l_1 = \sum_{i=1}^4 t_i \quad (4.8)$$

Le temps du feu vert nécessaire pour libérer N véhicules est déterminé comme suit :

$$T = l_1 + h.N \quad (4.9)$$

l_1 est le temps perdu au démarrage et h est le "*saturation headway*" en secondes. Il y a une dynamique de démarrage des véhicules. Le premier véhicule démarre selon le temps de passage T_{v_1} calculé en dessus. Le deuxième véhicule a un temps de réaction pour détecter le départ du premier véhicule puis d'accélération pour atteindre la vitesse maximale autorisée. Le troisième véhicule passe à la vitesse maximale autorisée plus vite que le deuxième car il a une plus grande distance pour accélérer [120].

Le temps de passage moyen au niveau d'un segment est calculé comme suit :

$$TPM = l_1 + hN + \frac{\sum_{i=1}^N T v_i}{N} \quad (s) \quad (4.10)$$

4.5 Évaluation et analyse des performances

Afin d'évaluer les performances de notre méthode, nous avons utilisé le simulateur réseau OMNeT++, un environnement de simulation intégré pour la construction de simulateurs de réseau, il comprend des réseaux de communication filaires et sans fil, des réseaux sur puce, des réseaux de files d'attente, etc. [121]. Il a été initialement développé par *András Varga* [122]. Le simulateur de trafic SUMO [54] a été utilisé pour générer les traces de mobilité qui ont été utilisées dans la simulation.

La topologie du réseau consiste en une carte quadrillée de 3x3, et nous supposons que les véhicules se déplacent selon le modèle de mobilité *Manhattan* [123]. La distance entre chaque deux intersections est de 500 mètres, la vitesse maximale des véhicules est fixée à 60km/h et le réseau dispose de neufs RSU situées au niveau des intersections.

Table 4.1 – Paramètres de simulation

Paramètres	Valeurs
Nombre des véhicules	10-150
Nombre des intersections	9
Portée de transmission sans fil	250 m
Modèle de mobilité	Manhattan
Intervalle de prédiction	3 sec
Durée de la simulation	3900 sec
Vitesse maximale	60 km/h
Wireless links	ITS-G5 (802.11p)

Nous avons utilisé le réseau d'infrastructure VANET (Vehicular Ad-Hoc Network) pour assurer la communication dans le réseau. Nous considérons que les véhicules communiquent avec les RSU par le biais de messages périodiques pour collecter toutes les données sur l'état du trafic autour des intersections en utilisant le protocole de communication pour réseaux véhiculaires (IEEE 802.11p). Les paramètres de simu-

lation sont énumérés dans le tableau 4.1.

Les performances de l'approche proposée sont évaluées en comparaison avec un système centralisé (PRTMS) et également avec un système sans prédiction, ce dernier utilise la densité comme métrique de détermination de l'état de trafic. Dans un premier temps, nous avons étudié le temps de conduite moyen des véhicules, c'est à dire le temps jusqu'à un véhicule atteint sa destination. Plusieurs simulations ont été réalisées tout en changeant le nombre de véhicules dans le réseau (de 10 à 150). Les résultats sont tracés sur la figure 4.10. Le temps de conduite total est calculé en additionnant le nombre d'intersections croisées avec le temps d'attente des véhicules. On constate que le nombre de véhicules circulant sur le réseau routier a un impact direct sur le temps de trajet des véhicules. Le système non prédictif trouve plus de difficultés lorsque le nombre de véhicules est supérieur à 60. L'approche proposée arrive à mieux gérer l'augmentation de nombres des véhicules tout en générant un temps de conduite totale inférieur et montre de meilleures performances en comparaison avec deux autres systèmes. Et cela devient remarquable en particulier lorsque le nombre de véhicules devient important (>50 véhicules), et cela grâce à l'échange d'informations entre les véhicules et la RSU, cette dernière suggère des routes optimales aux véhicules (les moins encombrées) pour assurer une meilleure répartition et pour éviter de créer des congestions au niveau des intersections.

La figure 4.11 présente la congestion moyenne du trafic, c'est à dire le temps d'attente consommé par les véhicules au niveau des intersections ou lorsque la vitesse des véhicules est inférieure à 10km/h . Les résultats montrent une réduction remarquable du temps d'attente avec notre algorithme proposé, et cela reflète la bonne répartition des véhicules sur la route. Les RSU ont une bonne vue de l'état futur du trafic, ce qui permet de rediriger les véhicules si un état de trafic congestionné est détecté.

4.6 Conclusion

Nous avons proposé un système de prédiction distribué pour la gestion du trafic en milieu urbain. Le système proposé permet de prévoir l'état de trafic afin de minimiser les temps de parcours, et de mieux répartir les véhicules sur la route afin de réduire la formation d'autres congestions dans le réseau. L'approche proposée est

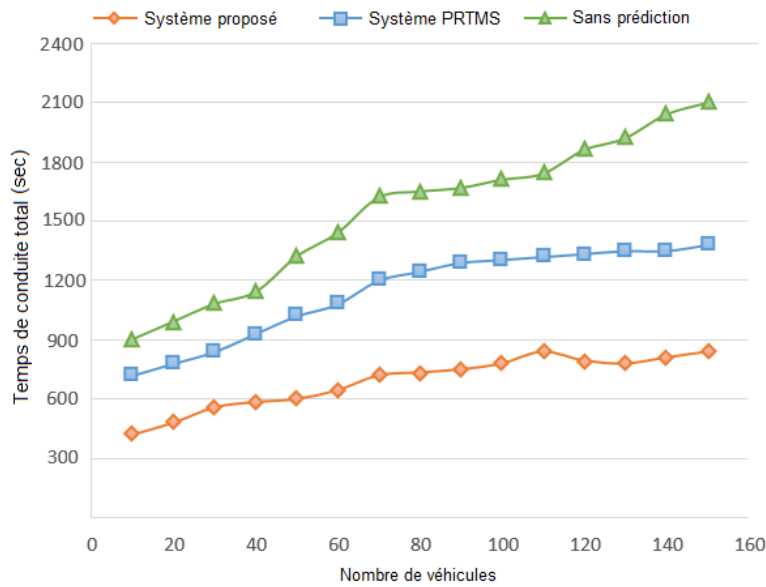


Figure 4.10 – Temps de conduite total

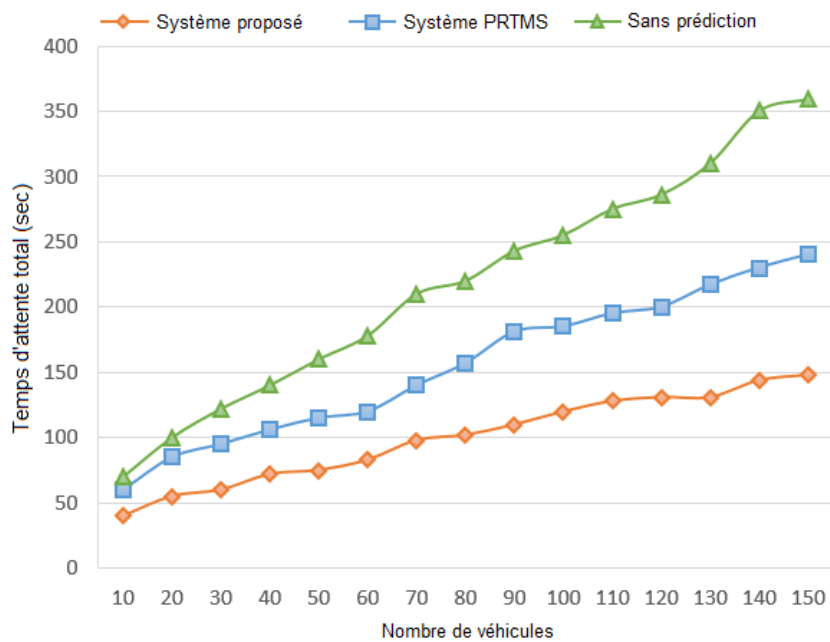


Figure 4.11 – Temps d'attente total

basée sur l'utilisation sur une prédiction du futur trafic en se basant sur l'échange d'informations de trafic dans réseau routier tout en utilisant une architecture distribuée, c'est à dire que le traitement du flux de trafic est distribué au niveau des RSUs au lieu d'utiliser un système central.

La méthode proposée constitue une contribution dans la problématique de gestion

de trafic routier en détectant les incidents sur la route et calculant le chemin optimal au niveau des unités RSU. Cela offre une autonomie limitée pour les véhicules. Pour remédier à cela, nous proposons dans le chapitre 5 suivant une nouvelle approche on ajoutant aux véhicules la capacité d'apprendre dans un environnement interactif dans le but de calculer le trajet le plus court en termes de temps en se basant sur l'apprentissage automatique.

Approche d'optimisation du temps de transit par apprentissage automatique

5.1 Introduction

La gestion du trafic routier est une problématique importante pour les autorités, les opérateurs routiers et les usagers de la route. Les chercheurs du domaine de l'optimisation travaillent depuis de nombreuses années afin de proposer des solutions intelligentes. Pas mal de recherches ont été adoptés par les opérateurs routiers et appliqués à la signalisation routière ou à la gestion des feux de circulation. Dans ce contexte, Les systèmes de transport intelligents coopératifs, ou C-ITS, ont un fort potentiel de diffusion d'informations sur le trafic routier, ils permettent d'une part d'augmenter le nombre de véhicules connectés et d'autre part de déployer des unités RSU (Road Side Units) au niveau des routes et des carrefours afin de rassembler les informations nécessaires sur l'état actuel du trafic. Les unités RSU et les véhicules composent l'infrastructure routière utilisée pour les communications V2V (Vehicle to Vehicle), V2I (Vehicle to Infrastructure) ou I2V (Infrastructure to Vehicle). Ils sont des acteurs importants dans les C-ITS et capables de mesurer, calculer et de diffuser des messages périodiques et sur demande en ce qui concerne le flux de trafic et la sécurité routière (incidents au niveau de la route). Ces communications sont gérées à travers le réseau sans fil spécifique au réseau véhiculaire : IEEE 802.11p [124]. Dans ce travail, nous ajoutons à ces acteurs la capacité d'apprendre dans un environnement interactif dans le but de calculer le trajet le plus court en termes de temps en se basant sur l'apprentissage automatique.

Dans ce chapitre, nous proposons une méthode capable d'assurer le routage des véhicules en fournissant le trajet optimal à traverser qui consomme moins de temps et évite les encombrements sur la route. Notre méthode applique une technique d'apprentissage automatique, en particulier Q-learning, qui est adaptée pour apprendre la meilleure action à traverser au niveau de chaque intersection. Le délai de transit d'un endroit à un autre est utilisé pour déterminer la récompense des actions prises. Ce chapitre commence par une définition de des aspects d'apprentissage automatique la présentation de l'architecture et composants de l'approche proposée de gestion du trafic routier, ainsi que la description du comportement de chaque composant. Ensuite, le système de gestion du trafic routier prédictif est détaillé. Enfin, une évaluation et analyse des performances de l'approche proposée est présentée.

5.2 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique, ou *machine learning* en anglais, est une science qui permet aux systèmes informatiques d'apprendre à travers les données et les observations, d'interagir avec le monde et d'améliorer leur apprentissage au fil du temps pour agir sans être explicitement programmé. Il permet à l'ordinateur d'apprendre aussi bien que les humains ou mieux [125].

Comme son nom l'indique, nous faisons apprendre à la machine à faire certaines choses ; elle peut s'agir de répondre à des questions, d'identifier des objets, de détecter le sujet d'un contenu donné, etc. Pour faire apprendre la machine, nous utilisons des concepts mathématiques, des algorithmes et des modèles statistiques.

On distingue différents types d'algorithmes *machine learning*. Généralement, ils peuvent être répartis en trois grandes catégories : supervisés, non supervisés et par renforcement.

5.2.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage est supervisé lorsque le modèle est formé sur un ensemble de données étiquetées (c'est-à-dire qui ont des paramètres d'entrée et de sortie) et que les algorithmes doivent l'utiliser pour prédire le résultat futur. Le but est que l'al-

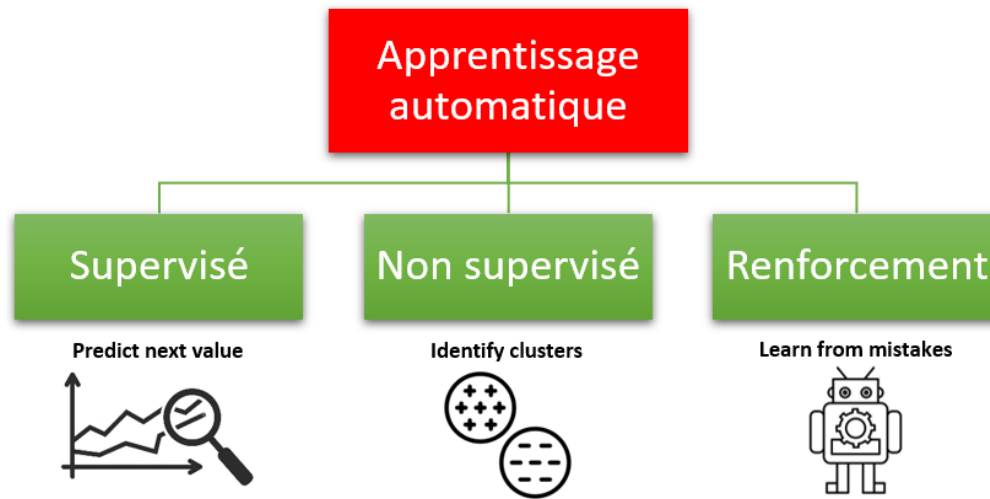


Figure 5.1 — Types d'apprentissage automatique

gorithme puisse "apprendre" par la comparaison de sa sortie réelle avec les sorties "enseignées" afin de déterminer des erreurs et de modifier le modèle en conséquence. Par exemple, vous pouvez donner au système une liste de profils de clients contenant des habitudes d'achat et lui expliquer quels sont les clients réguliers et ceux qui sont occasionnels. Une fois l'apprentissage terminé, l'algorithme devra pouvoir déterminer par lui-même à partir d'un profil client à quelle catégorie appartient celui-ci. La marge d'erreur est ainsi réduite au cours "d'entraînement" (training), dans le but de pouvoir généraliser son apprentissage à de nouveaux cas.

L'algorithme essaie de développer une fonction qui prédit avec précision la sortie à partir des variables d'entrée. Par exemple, prédire la valeur d'un bien immobilier (sortie) à partir d'entrées telles que nombre de pièces, année de construction, surface du terrain, emplacement, etc [126].

Machine learning avec supervision peut se classer en deux types :

- * Classification : La variable de sortie est une catégorie.
- * Régression : La variable de sortie est une valeur spécifique.

Les principaux algorithmes du machine learning avec supervision sont les suivants : arbres décisionnels [127], forêts aléatoires [128], régression linéaire [129], méthode du k plus proche voisin (k-NN), régression logistique [130], machine à vecteurs de support (SVM) [131], etc.

5.2.2 Apprentissage non supervisé

le processus d'apprentissage est complètement autonome. Les données sont non étiquetées et elles sont communiquées au système sans fournir les exemples des résultats de sortie attendus. C'est beaucoup plus complexe car le système devra trouver tout seul des points communs parmi ses données d'entrée et les organiser sans des étiquettes préexistantes, laissant l'algorithme pour déterminer lui-même les modèles de données. Ce type d'apprentissage traite principalement des données non étiquetées afin de découvrir des modèles cachés dans un ensemble de données. Bien que les algorithmes d'apprentissage non supervisés puissent effectuer des tâches de traitement plus complexes, expansives et sans point commun, afin de les organiser de manière potentiellement significative.

Un exemple de machine learning sans supervision est l'algorithme de reconnaissance faciale prédictive utilisé par Facebook, cet algorithme permet d'identifier les personnes sur les images publiées par les utilisateurs.

Il existe deux types de machine learning sans supervision :

- * Clustering : consiste à trouver des regroupements dans les données.
- * Association : consiste à identifier les règles qui permettront de définir de grands groupes de données.

Les principaux algorithmes du machine learning sans supervision sont : K-Means [132], regroupement (clustering) hiérarchique [133] et réduction de la dimensionnalité [134].

5.2.3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement (ou RL, pour Reinforcement Learning) concerne le problème d'un agent d'apprentissage qui interagit avec son environnement pour atteindre un objectif en utilisant la rétroaction de ses propres actions et expériences. Au lieu de recevoir des exemples explicites du comportement souhaité (bases de données pour apprentissage), l'agent d'apprentissage doit découvrir par essais et erreurs guidés comment se comporter pour obtenir la meilleure récompense (ou signal

de renforcement). En outre, l'avantage fondamental de RL par rapport aux autres approches d'apprentissage est qu'il ne nécessite aucune information sur l'environnement, à l'exception du signal de renforcement. Pendant l'apprentissage, l'agent essaie certaines actions (c'est-à-dire des valeurs de sortie) sur son environnement, il est ensuite renforcé en recevant un signal scalaire (la récompense ou la pénalité) de ses actions. Dans RL, le signal de récompense passe de l'environnement à l'agent, et l'objectif de ce dernier est de maximiser la récompense qu'il reçoit au fil du temps. Ainsi, les algorithmes RL retiennent sélectivement les sorties (actions) qui maximisent la récompense reçue au fil du temps. Cette correspondance entre l'état perçu de l'environnement et les actions perçues à entreprendre lorsqu'elles se trouvent dans ces états est appelée politique (*policy*) [135].

Les méthodes de programmation dynamique, les techniques de Monte Carlo et les méthodes d'apprentissage par différence temporelle, constituent les trois classes de base de méthodes permettant de résoudre le problème d'apprentissage par renforcement et de calculer la politique optimale. La programmation dynamique est une méthode de planification et suppose l'existence d'un modèle de l'environnement et de sa probabilité de transition, tandis que les deux autres sont des méthodes d'apprentissage et peuvent apprendre uniquement à partir de l'expérience brute sans utiliser de modèle de l'environnement.

De plus, l'un des aspects clés de RL est le compromis entre l'exploitation et l'exploration. Pour accumuler le plus de récompenses, l'agent doit préférer ou "*exploiter*" les actions les plus expérimentées. Cependant, il doit essayer de nouvelles actions, c'est-à-dire "*explorer*", pour découvrir de meilleures sélections d'actions pour l'avenir. Lorsqu'un agent explore, il obtient des estimations plus précises des valeurs d'action. Et quand il exploite, il peut obtenir plus de récompenses. Il ne peut cependant pas choisir de faire les deux simultanément, ce que l'on appelle aussi le dilemme exploration-exploitation.

Epsilon-greedy (ϵ -greedy) est une méthode de sélection d'actions qui permet d'équilibrer l'exploration et l'exploitation dans les problèmes de RL. ϵ -greedy, où

epsilon fait référence à la probabilité de choisir d'explorer, exploite la plupart du temps avec une petite chance d'explorer. La probabilité de sélectionner l'action optimale converge vers une valeur supérieure à $1 - \epsilon$, avec $0 \leq \epsilon < 1$ [136].

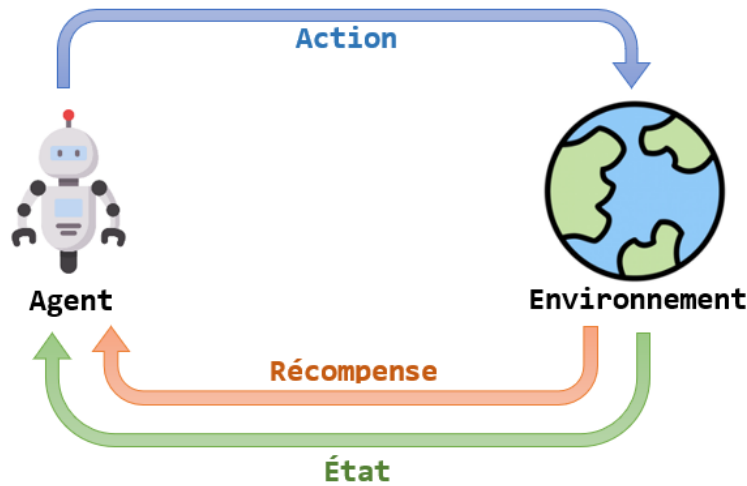


Figure 5.2 – Scénario d'apprentissage par renforcement

Un scénario typique d'apprentissage par renforcement est présenté dans la figure 5.2. L'apprenant ou le décideur est appelé '*agent*', et tout ce avec quoi il interagit est appelé l'environnement. L'agent apprend à effectuer une action appropriée en interagissant avec l'environnement : l'agent sélectionne des actions et l'environnement répond à ces actions en présentant de nouvelles situations et en transmettant un signal de récompense à l'agent. L'apprentissage par renforcement est principalement utilisé pour des applications telles que la gestion de ressources, le robotique, le vol d'hélicoptères, l'acquisition de compétences et les décisions en temps réel. Les réseaux de neurones artificiels (ANN)[137] et le Deep Learning [138] utilisent ce style d'apprentissage.

5.3 L'approche d'optimisation du temps de transit proposée

La gestion du routage du trafic peut être considérée comme un processus de décision markovien (MDP), Dans lequel le flux du trafic sur la route représente l'état du système, et le processus de sélection des directions pris par les véhicules représente

les actions. En traversant une intersection, le véhicule observe un délai, ce dernier peut représenter l'inverse de la récompense recherchée, puisqu'on cherche à diminuer le délai de traverse des véhicules. Ensuite, l'objectif est de sélectionner à chaque jonction la direction optimale pour réduire le temps de parcours total.

L'apprentissage par renforcement fait partie de l'apprentissage automatique, étant une technologie prometteuse qui pourrait fournir des solutions exceptionnelles de contrôle de trafic routier intelligent. Dans l'approche proposée, nous avons combiné les données véhiculaires avec un algorithme d'apprentissage par renforcement afin de calculer le meilleur chemin possible en réduisant le temps de transit cumulé. Cette nouvelle combinaison permet d'analyser le comportement des véhicules en relation avec leur trajets quotidiens en fonction de différents types de scénarios. L'algorithme Q-learning choisi est un algorithme d'apprentissage par renforcement qu'il ne nécessite aucun modèle initial de l'environnement.

L'apprentissage par renforcement présente deux avantages clés par rapport aux méthodes de contrôle conventionnelles : le potentiel d'apprendre à contrôler un système plus grand en peu de temps et la possibilité de le faire avec ou sans modèle du système. Dans notre système, nous considérons que le conducteur du véhicule se déplace dans un environnement inconnu, c'est-à-dire qu'il n'a aucune information préalable sur l'état du trafic et le temps d'attente au niveau de chaque jonction jusqu'à sa destination finale. Le conducteur tentera de minimiser le délai de transit à long terme (c'est-à-dire en maximisant une récompense donnée) en expérimentant des actions en fonction de l'observation des états et des récompenses actuels.

Le Q-learning est une technique d'apprentissage par renforcement hors politique, qui essaie de trouver la meilleure action à entreprendre dans l'état actuel. La situation consiste en un agent, un ensemble d'états S et d'actions A . En réalisant une action $a \in A$, l'agent passe d'un état à un nouvel état. L'exécution d'une action dans un état spécifique fournit à l'agent une récompense (valeur numérique). Aucune politique n'est imposée, mais l'algorithme apprend des actions en cherchant à maximiser la récompense totale. Chaque jonction i du réseau routier est représentée

par un état, noté s_i . Soit S l'ensemble des états possibles, nous supposons que dans chaque état s_i , le conducteur du véhicule peut effectuer une action $a \in A$, avec $A = (\text{avancer}, \text{tourner à gauche}, \text{tourner à droite})$. Lorsqu'un véhicule traverse une jonction, un temps de retard est observé. Dans notre proposition, nous cherchons à minimiser le temps de trajet total, afin que notre récompense que nous essayons de maximiser soit considérée comme la valeur inverse du temps de passage.

Algorithm 3 Algorithme Q-learning

initialiser $Q(s, a), \forall s \in S, a \in A(s)$ de façon arbitraire, mais $Q(\text{état terminal}, a) = 0$ pour tout action a

Répéter

 //Début d'un épisode

 Initialiser l'état S

 Répéter

 //étape d'un épisode

 choisir une action A depuis S en utilisant la politique spécifiée par Q (ϵ -greedy)

 exécuter l'action A

 observer la récompense R et l'état S'

$Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha[R + \gamma \max_a Q(S', a) - Q(S, A)]$

$S \leftarrow S'$

$A \leftarrow A'$

 jusqu'à ce que S soit l'état terminal

L'algorithme Q-learning est présenté dans l'algorithme 3. Avant le début de l'apprentissage, la fonction Q est initialisée à une valeur arbitraire. Ensuite, à chaque choix d'action a , l'agent observe une récompense R et entre dans un nouvel état S' (qui dépend à la fois de l'état précédent et de l'action sélectionnée). Le cœur de l'algorithme est une mise à jour de la fonction de valeur $Q(S, A)$ en utilisant la moyenne pondérée de l'ancienne valeur et de la nouvelle information. Un épisode de l'algorithme se termine lorsque l'état S' est un état final ou terminal.

$\max_a Q(S', a)$ est l'estimation de la valeur future optimale. Le facteur d'apprentissage α détermine à quel point l'information nouvellement acquise surpassera l'ancienne.

Lorsque $\alpha = 0$, l'agent exploite les connaissances antérieures et n'apprend rien, par contre $\alpha = 1$ oblige l'agent à ignorer les connaissances antérieures et à ne considérer que l'information la plus récente afin d'explorer d'autres possibilités. Cependant, le facteur d'actualisation γ détermine l'importance des récompenses futures. Lorsque $\gamma = 0$, l'agent ne considérera que les récompenses courantes, tandis que $\gamma = 1$ ferait intervenir les récompenses plus lointaines, mais si le facteur d'actualisation est égal à 1, la valeur de Q peut diverger [139]. La méthode *ϵ -greedy* est utilisée pour la sélection d'actions qui permet d'équilibrer l'exploration et l'exploitation dans les problèmes de RL. Cela signifie que lorsqu'une action est sélectionnée pendant le processus d'apprentissage, cette action est choisie soit comme l'action avec la valeur Q la plus élevée (exploitation), soit comme une action aléatoire (exploration).

5.4 Évaluation et analyse des performances

Nous évaluons dans cette section les performances de l'approche proposée. Cette évaluation est réalisée en considérant trois scénarios :

- Évaluation 1 : Variation des paramètres d'apprentissage et d'actualisation Q-learning α et γ ,
- Évaluation 2 : Variation des délais de passage au niveau des segments avec $\Delta = 5\%$ et $\Delta = 10\%$,
- Évaluation 3 : Apprentissage coopératif entre plusieurs utilisateurs.

Afin d'établir une comparaison avec le système actuel suivi par la plupart des conducteurs sur la route et dans la vie réelle, on a choisi l'algorithme glouton (greedy), qui suit le principe de faire, étape par étape, un choix optimum local, dans l'espoir d'obtenir un résultat optimum global. Les simulations effectuées visent à déterminer le temps de trajet total d'un véhicule pour les différents scénarios de trafic afin de vérifier comment le trafic sera amélioré en suggérant des trajets optimaux en se basant sur l'approche Q-learning proposée.

L'approche proposée a été implémentée sur un réseau qui contient 25 intersections et 40 liaisons (segments). La topologie du réseau consiste en une carte d'intersections de 5x5 (figure 5.3). Nous supposons que le temps nécessaire à un véhicule pour

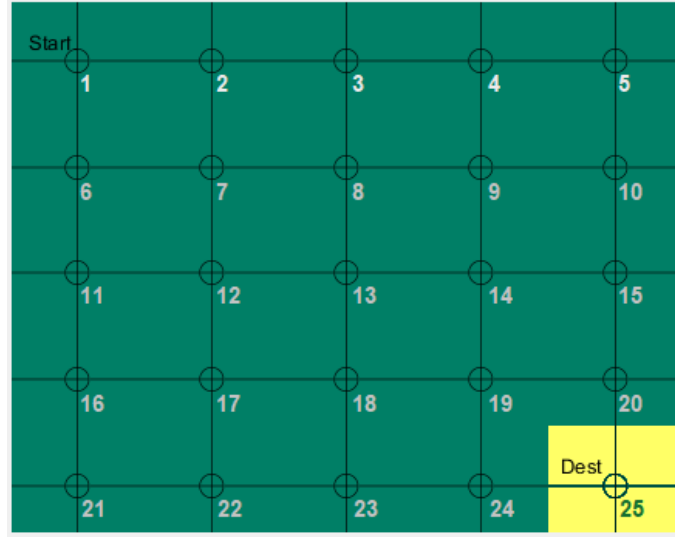


Figure 5.3 – Topologie du réseau de la simulation

traverser une liaison entre deux intersections est compris entre 1s et 3600s selon l'état du trafic. Les paramètres de configuration du système sont présentés dans le tableau 5.1.

Table 5.1 – Paramètres de configuration

Paramètres	Valeurs
Nombre de jonctions	25
Nombre de liaisons	40
Nombre d'actions	4
Facteur d'apprentissage α	$[0, 1]$
Facteur d'actualisation γ	$[0, 1]$
ϵ -greedy	0.01
Nombre maximum d'itérations	3000

Il est important de rappeler que α représente le facteur d'apprentissage, c'est-à-dire combien d'informations nouvellement acquises remplacent les anciennes informations, $\alpha = 0$ implique l'exploitation des connaissances antérieures et $\alpha = 1$ signifie l'ignorance de toutes les connaissances antérieures et la prise en compte que de l'information la plus récente. Le paramètre γ représente le facteur d'actualisation qui détermine l'importance des récompenses futures. Lorsque γ devient proche de 0, cela implique qu'il est important de trouver immédiatement le meilleur chemin à utiliser, mais lorsque γ est proche de 1, cela implique l'obtention de la récompense la plus optimale au détriment du temps de convergence vers l'état final (destination

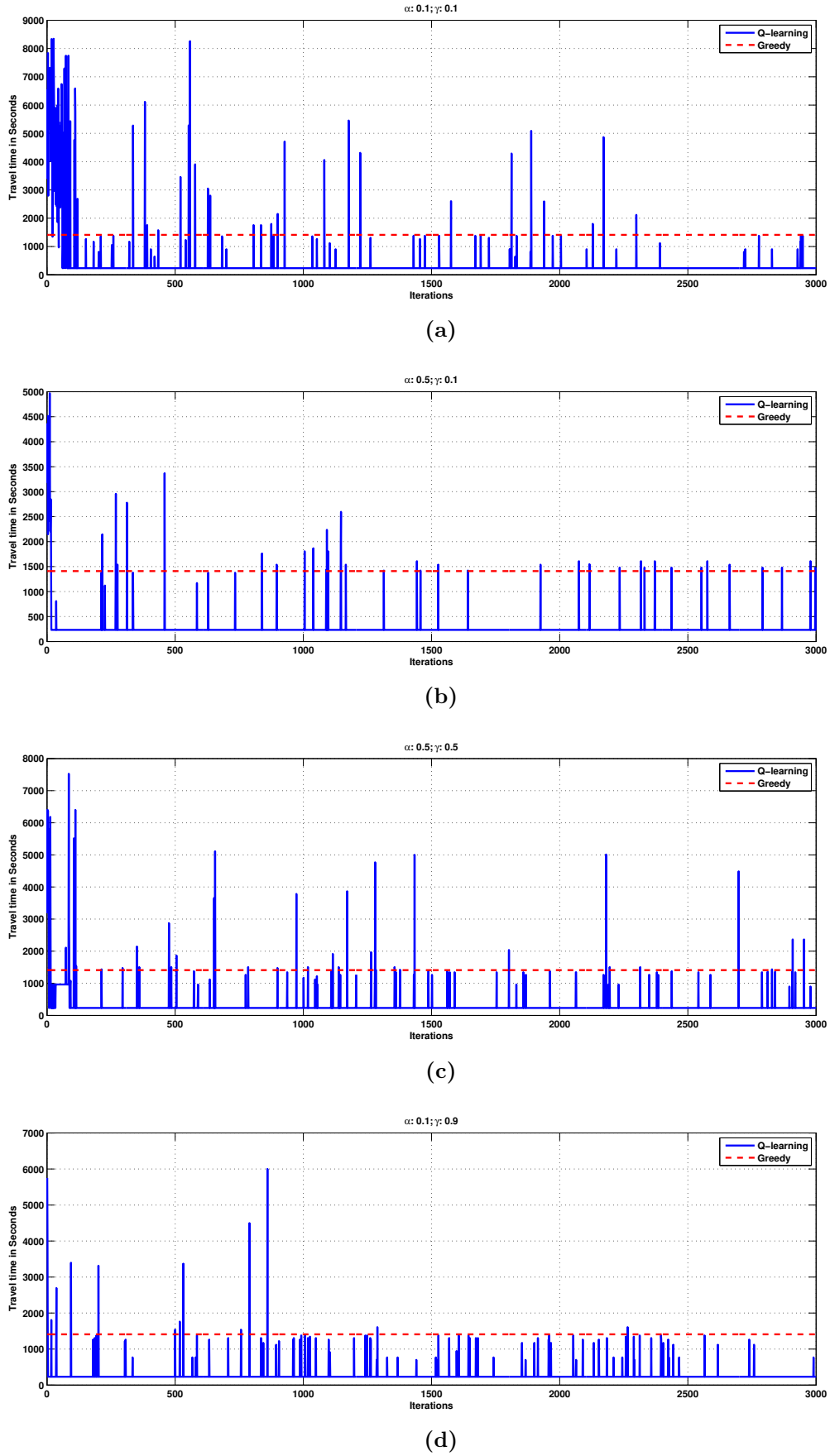


Figure 5.4 – Comparaison des résultats. Le temps de parcours est tracé en variant les paramètres Q-learning α et γ , avec $\alpha = (0.1, 0.5, 0.9)$ et $\gamma = (0.1, 0.5, 0.9)$

du conducteur).

Dans les simulations, le temps de parcours total est utilisé comme indicateur de performance. Ce paramètre représente le temps nécessaire pour traverser de l'endroit de départ pour atteindre celui de destination. Dans la première évaluation, différentes valeurs des paramètres α et γ sont expérimentées pour trouver la combinaison optimale qui donne les meilleurs résultats. Pour cette évaluation, nous prenons le paramètre $\epsilon = 0.01$, $\alpha = (0.1, 0.5, 0.9)$ et $\gamma = (0.1, 0.5, 0.9)$. La figure 5.4 montrent les temps de transit des véhicules apprises au cours des 3000 premiers épisodes pour les deux approches comparées. Au cours de ces 3000 épisodes de test, plusieurs actions d'exploration ont été effectuée et qui sont interprétées par les piques en bleu sur les différentes figures. Les résultats obtenus montrent que l'approche proposée donne de meilleurs résultats que l'algorithme greedy. Les deux configurations (c) et (d) de la figure 5.4, de notre méthode proposée, convergent vers une valeur minimale par rapport aux configurations (a) et (b) puisque le facteur d'actualisation est élevé ce qui permet d'obtenir la récompense la plus optimale.

Dans la deuxième évaluation, nous considérons que le délai de transition ou de traverse d'une jonction varie d'une façon aléatoire autour d'une valeur moyenne. Nous désignons la variation maximale comme Δ , ce qui signifie qu'à chaque itération, le temps nécessaire pour traverser une jonction peut varier dans la limite d'un pourcentage $\Delta\%$. Nous supposons cette fois-ci que le temps de trajet moyen sur la jonction est une valeur aléatoire dans l'intervalle $[5, 3600s]$. La figure 5.5 représente les résultats obtenus pour deux configurations des paramètres γ et δ . Les résultats montrent que l'approche proposée permet de sélectionner le chemin qui génère le délai le plus court en comparaison avec la méthode greedy qui se déplace vers la destination en se basant sur le chemin le plus court sans apprentissage. Ce qu'il faut remarquer aussi c'est lorsque le facteur d'actualisation (γ) se rapproche de 1, la technique Q-learning a tendance de mieux optimiser au fil du temps. Par contre, l'initiation du paramètre γ avec une valeur plus petite permet de trouver rapidement le meilleur chemin.

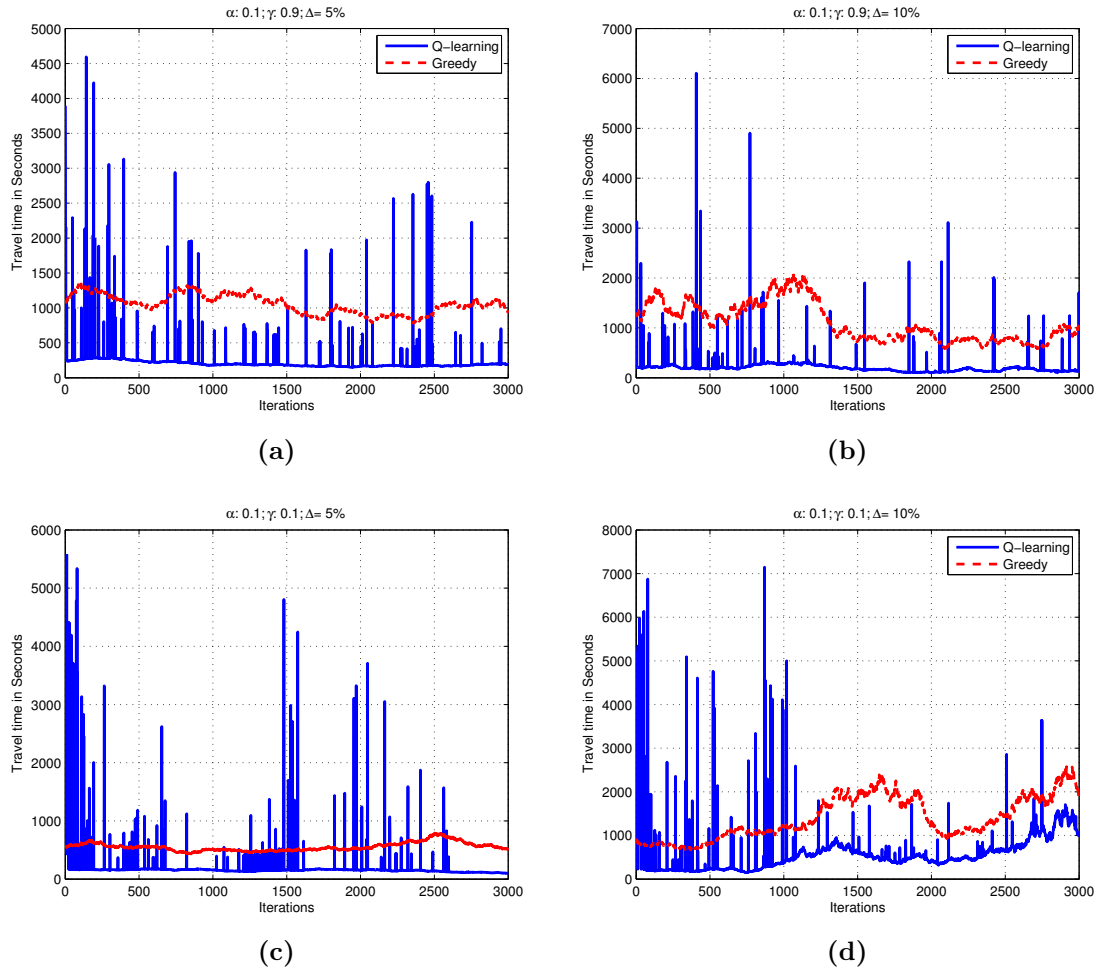


Figure 5.5 – Comparaison des résultats. Le temps de parcours est tracé en variant les délais de passage de 5% et 10%, avec $\alpha = 0.1$ et $\gamma = (0.1, 0.9)$

Cependant, dans le cas où le temps de parcours au niveau de chaque jonction reste pratiquement constant, les paramètres Q-learning ϵ et α peuvent se diminuer dans le temps. Ceci est possible parce que l'algorithme va explorer d'abord les meilleurs chemins possibles, et au fur et à mesure si le système n'a plus de nouvel chemin à explorer, ce qui signifie qu'il vaut mieux exploiter le chemin trouvé précédemment que d'explorer à nouveau. Dans ce cas, nous pouvons diminuer ϵ et α en utilisant la formule suivante :

$$\epsilon(i+1) = b.\epsilon(i)$$

et

$$\alpha(i+1) = b.\alpha(i)$$

où $i+1$ est l'itération actuelle et le paramètre $b < 1$. La figure 5.6 présente les résultats obtenus. On constate que l'algorithme converge rapidement et après avoir trouver le meilleur chemin aucune nouvelle exploration ne sera effectuée, ce qui justifie que le temps de trajet reste constant.

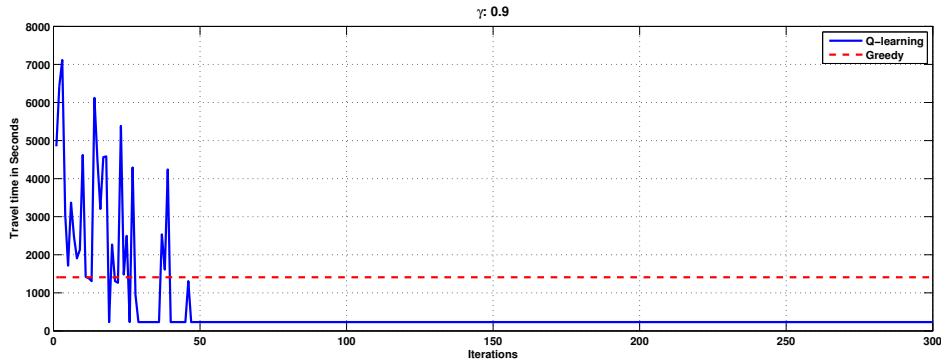


Figure 5.6 – Comparaison des résultats après la diminution des paramètres Q-learning ϵ et α . Avec $\gamma = 0.9$.

Ensuite, et dans une troisième type d'évaluation, nous avons traité la possibilité de coopération des conducteurs pour trouver le meilleur chemin de déplacement. Nous supposons que tous les conducteurs ont la même trajectoire. Ils peuvent donc échanger des données d'apprentissage pour accélérer le processus de recherche du chemin optimal. La figure 5.7 présente un premier cas d'utilisation, dans lequel on a utilisé 4 agents d'apprentissage (4 conducteurs), le premier va commencer le processus d'apprentissage pendant les 50 premières épisodes avec $\gamma = 0.5$, puis il va passer

ses résultats d'apprentissage (la fonction de valeur $Q(S, A)$) au deuxièmes utilisateurs qui va, à son tour, reprendre l'apprentissage pendant un certain nombre d'épisodes, ensuite il va passer ses résultats au prochain utilisateurs, ainsi de suite. Les résultats de la coopération des quatre utilisateurs ayant des paramètres de conduite différents (c'est-à-dire un facteur d'actualisation γ) illustres l'utilité de cette coopération permettant l'exploitation des données d'apprentissage de chaque utilisateur pour accélérer la convergence temporelle de l'algorithme puis la recherche du meilleur chemin.

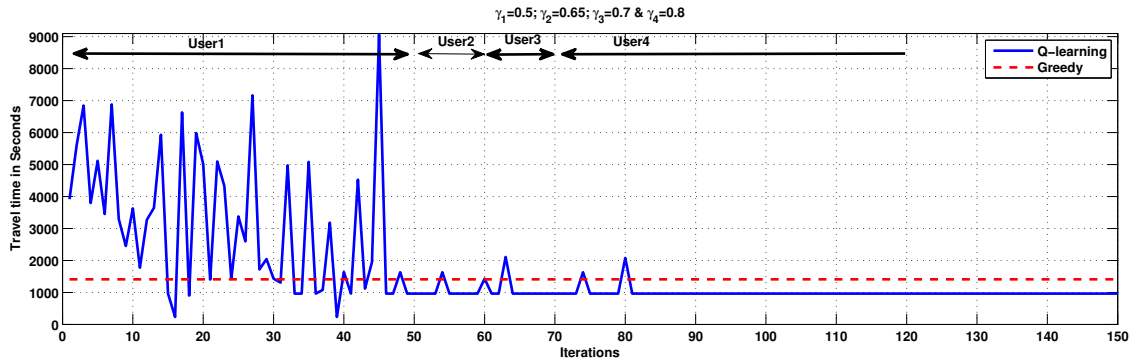


Figure 5.7 – Comparaison des résultats en termes du temps de parcours. L'apprentissage est coopératif utilisant 4 utilisateurs

La figure 5.8 présente le deuxième cas d'utilisation d'apprentissage coopératif pour un ensemble de trois conducteurs, chacun d'eux a son propre paramètre d'actualisation γ . Dans cette évaluation, nous supposons que le premier conducteur a un facteur d'actualisation $\gamma = 0.5$, le second a $\gamma = 0.65$ et le dernier a $\gamma = 0.7$. Nous supposons également que les conducteurs se déplacent alternativement sur la carte du réseau routier. Chaque conducteur partage avec les autres la matrice Q lorsqu'il traverse, mais cette fois-ci au bout de chaque épisode d'apprentissage. Ces informations peuvent être exploitées par les autres pour reprendre l'apprentissage au lieu de le recommencer à zéro. D'après les résultats obtenus, nous pouvons voir que la coopération avec les conducteurs peut faire converger l'algorithme vers le chemin optimal. Ensuite, la technique proposée peut être utilisée pour optimiser le temps de trajet. En fait, au lieu de passer beaucoup d'épisodes à trouver le meilleur chemin, l'utilisation des informations apprises par d'autres conducteurs peut faire très rapidement la découverte d'un trajet optimal.

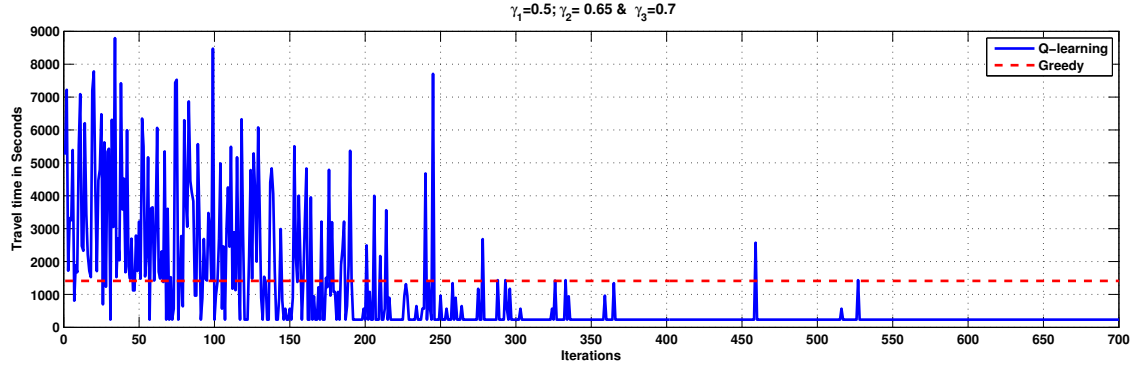


Figure 5.8 – Comparaison des résultats en termes du temps de parcours. L'apprentissage est coopératif utilisant 3 utilisateurs

5.5 Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre une nouvelle approche capable d'optimiser le temps de parcours des conducteurs cherchant à atteindre leur destination par la suggestion de meilleur chemin possible. Cette approche est basée sur l'apprentissage par renforcement, en particulier la technique Q-learning. Cette dernière est utilisée pour apprendre la meilleure action à prendre au niveau de chaque jonction. Différentes valeurs des paramètres Q-learning (α et γ) sont expérimentées pour trouver la configuration optimale qui donne les meilleurs résultats. Nous avons considéré différents scénarios d'évaluation, tels que la variation des paramètres Q-learning, la variation de temps de passage nécessaire à chaque itération et le traitement d'un apprentissage coopératif entre plusieurs utilisateurs (conducteurs). Les résultats expérimentaux ont montré clairement que l'approche Q-learning proposée fournit de meilleurs résultats que l'algorithme du plus court chemin (greedy).

Conclusion générale et perspectives

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes essentiellement focalisés sur la problématique de gestion de trafic routier. La congestion du trafic s'agit de l'un des une situation critique sur les routes qui se caractérise par des vitesses de véhicule plus lentes et des files d'attente et des temps de trajet plus longs en raison de plusieurs facteurs dont on peut citer la croissance du nombre des véhicules en parallèle avec l'augmentation continue de la population, la non connaissance préalable d'informations sur l'état de trafic, ainsi que les systèmes conventionnels utilisés dans la gestion de trafic au niveau des intersections. À travers ce travail, nous avons tenté de proposer de nouvelles méthodes permettant d'améliorer la gestion du trafic au niveau des intersections afin de minimiser les temps de voyage et de mieux répartir les véhicules sur la route afin de réduire la formation d'autres congestions dans le réseau routière. Dans ce cadre, plusieurs avancées ont été notées à travers les travaux présentés dans les chapitres 4 et 5.

Nous avons présenté dans le chapitre 2 une vue d'ensemble sur les systèmes de transport intelligents (STI). Dans un premier temps, nous avons exposé les premières apparitions des STI depuis les années 70 par un ensemble de projets qu'ils n'étaient pas concluants a cause des infrastructures informatiques de l'époque qui n'étaient pas assez performantes. Avec le développement des technologies, une nouvelle génération de projets a vu le jour depuis les années 80 et jusqu'à maintenant. Ainsi nous avons présenté les applications et les technologies utilisés dans les systèmes de transport intelligents.

Le chapitre 3 a été consacré à un état de l'art sur les méthodes de gestion de trafic routier. L'objectif était de classifier ces méthodes de manière efficace afin d'identifier leurs catégories générales. Nous avons présenté ensuite les différents travaux dans les différentes thématiques qui ont été proposés afin d'accélérer le développement des villes intelligentes, dans lesquels on trouve la détection et la quantification de la congestion du trafic, la gestion de feux de circulation, l'optimisation du trafic routier utilisant l'apprentissage automatique, etc.

Dans le chapitre 4, nous avons présenté la première approche proposée. Cette dernière présente une nouvelle métrique de gestion de trafic routier ainsi qu'une extension en se basant sur une méthode de prédiction. Nous avons présenté l'algorithme de calcul de temps de passage moyen en détail, cette métrique prend en considération trois paramètres à la fois au lieu qu'un seul : la densité, la longueur et la vitesse maximale autorisée au niveau des segments. Ce travail a mis en évidence la communication entre les véhicules, les RSU (road side unit) ainsi que la station centrale et a montré comment on peut l'exploiter afin de minimiser la durée de voyage des conducteurs vers leur destination. Nous avons décrit le comportement des composants de l'architecture du système (véhicules, RSU, station centrale). Dans la deuxième partie du chapitre, nous avons décrit l'extension du travail qui consiste à l'estimation de l'état futur du trafic routier en se basant sur un modèle de prédiction linéaire.

Le chapitre 5 a été consacré pour présenter une nouvelle approche d'optimisation du temps de transit des véhicules en utilisant une technique d'apprentissage automatique. Cette dernière donne la capacité d'apprendre la meilleure action à prendre au niveau de chaque intersection. L'objectif était de sélectionner à chaque intersection la direction optimale pour réduire le temps de parcours total. Nous avons commencé par montrer comment on peut résoudre cette problématique en utilisant l'apprentissage par renforcement. Ce dernier peut fonctionner sans connaître le modèle initial de l'environnement. Ensuite, nous avons détaillé la technique Q-learning utilisée et les étapes nécessaires. Nous avons considéré différents scénarios d'évaluation tels que la variation des paramètres Q-learning, la variation de temps de passage nécessaire

à chaque itération et le traitement d'un apprentissage coopératif entre plusieurs utilisateurs (conducteurs).

Dans l'état du travail présenté, nous pourrions approfondir cette étude et proposer quelques perspectives afin de renforcer les résultats obtenus. Dans le chapitre 4, nous avons l'intention d'étudier les effets d'autres mesures sur la prévision du trafic et de l'exécuter sur un grand réseau afin de gérer l'évolutivité de notre algorithme. Dans le chapitre 4 On peut considérer l'apprentissage fait par les autres véhicules ayant des chemins différents afin d'améliorer l'algorithme proposé, cela permettrait de donner une version totalement distribuée de notre approche.



Bibliographie

- [1] ETSI EN 302 665 V1.1.1. Intelligent transport systems (its); communications architecture, (2010-09). Transit Connected Vehicle Research Program, Washington, DC.
- [2] Emmanuel Hache and Cyprien Ternel. Comment nos transports sont devenus intelligents, 2017. URL <https://theconversation.com/comment-nos-transports-sont-devenus-intelligents-87903>. [En ligne; Consulté le 03-février-2020].
- [3] EN ETSI. 302 665 v1. 1.0 european standard telecommunications series, ". *Intelligent Transport Systems (ITS)*, pages 2010–07, 2010.
- [4] Elena S Prassas and Roger P Roess. Fundamental concepts for interrupted flow. In *The Highway Capacity Manual : A Conceptual and Research History Volume 2*, pages 17–36. Springer, 2020.
- [5] Sohrab Siddiqui. Investigating saturation flow rate of dual left-turn lanes at intersection approaches. *In Technical Report*, 2015.
- [6] Athanasios Maimaris and George Papageorgiou. A review of intelligent transportation systems from a communications technology perspective. In *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 54–59. IEEE, 2016.
- [7] Raffaele Bruno and Maddalena Nurchis. Robust and efficient data collection schemes for vehicular multimedia sensor networks. In *2013 IEEE 14th Inter-*

- national Symposium on " A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks"(WoWMoM)*, pages 1–10. IEEE, 2013.
- [8] Kapileswar Nellore and Gerhard P Hancke. A survey on urban traffic management system using wireless sensor networks. *Sensors*, 16(2) :157, 2016.
 - [9] Aditi Zear, Pradeep Kumar Singh, and Yashwant Singh. Intelligent transport system : a progressive review. 2016.
 - [10] Luis Jácome, Leonardo Benavides, Diejo Jara, Gonzalo Riofrio, Fabricio Alvarado, and Manuel Pesantez. A survey on intelligent traffic lights. In *2018 IEEE International Conference on Automation/XXIII Congress of the Chilean Association of Automatic Control (ICA-ACCA)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
 - [11] RITA. Intelligent transportation systems joint program office, 2011. Transit Connected Vehicle Research Program, Washington, DC.
 - [12] A Carrotta. Report on the progress of the 28 esafety recommendations, 2008.
 - [13] ITS Japan. The 6th japan its promotion forum report, 2011. Tokyo.
 - [14] SCOOT Advice Leaflet. 1 : The" scoot" urban traffic control system. *available at scootutc. com/documents/1_SCOOT-UTC. pdf*, 1995.
 - [15] New South Wales. Australia," sydney coordinated adaptive traffic system (scats)", 2006.
 - [16] Ali Sanaei and Farhad Rostami. Intelligent transportation systems (its) and their application in urban management (case study : Miandoab). *Bull. Env. Pharmacol. Life Sci*, 3 :108–114, 2014.
 - [17] Emmanuel Hache, Cyprien Ternel, and Lyes Aissaoui. Intelligent transport system and mobility 3.0 : definition, challenges and players-panorama 2018. 2017.
 - [18] Shinzo Totani. Development and current status of cacs (comprehensive automobile traffic control system). In *30th IEEE vehicular technology conference*, volume 30, pages 336–341. IEEE, 1980.

-
- [19] Dan A Rosen, Frank J Mammano, and Rinaldo Favout. An electronic route-guidance system for highway vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 19(1) :143–152, 1970.
- [20] Transport Ministry of Land, Infrastructure and Tourism. Chapter 1 significance of promoting its, 2004. URL <http://www.mlit.go.jp/road/ITS/5Ministries/chap1.html>. [En ligne ; Consulté le 14-janvier-2020].
- [21] Wei Cheng, Xiuzhen Cheng, Min Song, Biao Chen, and Wendy W Zhao. On the design and deployment of rfid assisted navigation systems for vanets. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 23(7) :1267–1274, 2011.
- [22] Helia Mamdouhi, Sabira Khatun, and Javad Zarrin. Bluetooth wireless monitoring, managing and control for inter vehicle in vehicular ad-hoc networks. *Journal of Computer Science*, 5(12) :922–929, 2009.
- [23] Xiaomin Ma and Xianbo Chen. Performance analysis of ieee 802.11 broadcast scheme in ad hoc wireless lans. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 57(6) :3757–3768, 2008.
- [24] Ri Na Ra Woo and Dong Seog Han. Performance of vehicular-to-infrastructure communication systems based on ieee 802.11 a. In *2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics (ICCE)*, pages 453–454. IEEE, 2010.
- [25] Yizhi Wang, Jianming Hu, Yi Zhang, and Chao Xu. Reliability evaluation of ieee 802.11 p-based vehicle-to-vehicle communication in an urban expressway. *Tsinghua Science and Technology*, 20(4) :417–428, 2015.
- [26] Zengqiang Ma, Dongyang Chen, and Liang Cui. Wireless monitoring system of vehicle violation of running red led based on gprs. In *2008 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control*, pages 240–240. IEEE, 2008.
- [27] Qingwen Zhao, Yanmin Zhu, Chao Chen, Hongzi Zhu, and Bo Li. When 3g meets vanet : 3g-assisted data delivery in vanets. *IEEE Sensors Journal*, 13(10) :3575–3584, 2013.

- [28] Ghayet El Mouna Zhioua, Nabil Tabbane, Houda Labiod, and Sami Tabbane. A fuzzy multi-metric qos-balancing gateway selection algorithm in a clustered vanet to lte advanced hybrid cellular network. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(2) :804–817, 2014.
- [29] Shahid Mumtaz, Kazi Mohammed Saidul Huq, Muhammad Ikram Ashraf, Jonathan Rodriguez, Valdemar Monteiro, and Christos Politis. Cognitive vehicular communication for 5g. *IEEE Communications Magazine*, 53(7) :109–117, 2015.
- [30] Keyvan Ansari, Yanming Feng, and Maolin Tang. A runtime integrity monitoring framework for real-time relative positioning systems based on gps and dsrc. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 16(2) :980–992, 2014.
- [31] Kaveh Shafiee, Alireza Attar, and Victor CM Leung. Wlan-wimax double-technology routing for vehicular networks. In *2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, pages 1–6. IEEE, 2011.
- [32] Chen Chen, Qingqi Pei, and Xiaoji Li. A gts allocation scheme to improve multiple-access performance in vehicular sensor networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65(3) :1549–1563, 2015.
- [33] Sébastien Faye, Claude Chaudet, and Isabelle Demeure. Contrôle du trafic routier urbain par un réseau fixe de capteurs sans fil. Technical report, March 2012. URL <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00781140>.
- [34] E Davey. Rail traffic management systems (tms). 2012.
- [35] Jungwook Jun, Randall Guensler, and Jennifer Ogle. Differences in observed speed patterns between crash-involved and crash-not-involved drivers : Application of in-vehicle monitoring technology. *Transportation research part C : emerging technologies*, 19(4) :569–578, 2011.
- [36] Xiaolin Qin and Ata M Khan. Control strategies of traffic signal timing transition for emergency vehicle preemption. *Transportation research part C : emerging technologies*, 25 :1–17, 2012.

-
- [37] Stefano Messelodi, Carla M Modena, Michele Zanin, Francesco GB De Natale, Fabrizio Granelli, Enrico Betterle, and Andrea Guarise. Intelligent extended floating car data collection. *Expert systems with applications*, 36(3) :4213–4227, 2009.
- [38] Suren Chen, Feng Chen, Juhua Liu, Jun Wu, and Bogusz Bienkiewicz. Mobile mapping technology of wind velocity data along highway for traffic safety evaluation. *Transportation research part C : emerging technologies*, 18(4) : 507–518, 2010.
- [39] Nadeen Salameh. *Conception d’un système d’alerte embarqué basé sur les communications entre véhicules*. PhD thesis, INSA de Rouen, 2011.
- [40] Mustazibur Rahman, Nasir Uddin Ahmed, and Hussein T Mouftah. City traffic management model using wireless sensor networks. In *2014 IEEE 27th Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pages 1–6. IEEE, 2014.
- [41] Milos Milojevic and Veselin Rakocevic. Distributed road traffic congestion quantification using cooperative vanets. In *2014 13th Annual Mediterranean Ad Hoc Networking Workshop (MED-HOC-NET)*, pages 203–210. IEEE, 2014.
- [42] Nazmus S Nafi, Reduan H Khan, Jamil Y Khan, and Mark Gregory. A predictive road traffic management system based on vehicular ad-hoc network. In *2014 Australasian Telecommunication Networks and Applications Conference (ATNAC)*, pages 135–140. IEEE, 2014.
- [43] Wai Chen, Ratul Guha, John Lee, Ryokichi Onishi, and Rama Vuyyuru. A multi-antenna switched links based inter-vehicular network architecture. In *2009 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)*, pages 1–7. IEEE, 2009.
- [44] Sanket Gupte and Mohamed Younis. Vehicular networking for intelligent and autonomous traffic management. In *2012 IEEE international conference on communications (ICC)*, pages 5306–5310. IEEE, 2012.
- [45] R Yugapriya, P Dhivya, MM Dhivya, and S Kirubakaran. Adaptive traffic management with vanet in v to i communication using greedy forwarding

- algorithm. In *International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES2014)*, pages 1–6. IEEE, 2014.
- [46] Soufiene Djahel, Mazeiar Salehie, Irina Tal, and Pooyan Jamshidi. Adaptive traffic management for secure and efficient emergency services in smart cities. In *2013 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, pages 340–343. IEEE, 2013.
- [47] Akhilesh Lunge and Prashant Borkar. A review on improving traffic flow using cooperative adaptive cruise control system. In *2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*, pages 1474–1479. IEEE, 2015.
- [48] Sehyun Tak, Sunghoon Kim, and Hwasoo Yeo. A study on the traffic predictive cruise control strategy with downstream traffic information. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(7):1932–1943, 2016.
- [49] Alfred Daniel, Anand Paul, and Newlin Rajkumar. Embedded surveillance system for vehicular networks. In *2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*, pages 1635–1640. IEEE, 2015.
- [50] Bassam Alrifaae, Jaime Granados Jodar, and Dirk Abel. Predictive cruise control for energy saving in reev using v2i information. In *2015 23rd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, pages 82–87. IEEE, 2015.
- [51] Baisravan HomChaudhuri, Ardalan Vahidi, and Pierluigi Pisu. A fuel economic model predictive control strategy for a group of connected vehicles in urban roads. In *2015 American Control Conference (ACC)*, pages 2741–2746. IEEE, 2015.
- [52] Zilu Liang and Yasushi Wakahara. City traffic prediction based on real-time traffic information for intelligent transport systems. In *2013 13th International Conference on ITS Telecommunications (ITST)*, pages 378–383. IEEE, 2013.
- [53] Cynthia Jayapal and S Sujith Roy. Road traffic congestion management using

-
- vanet. In *2016 International Conference on Advances in Human Machine Interaction (HMI)*, pages 1–7. IEEE, 2016.
- [54] Daniel Krajzewicz, Jakob Erdmann, Michael Behrisch, and Laura Bieker. Recent development and applications of SUMO - Simulation of Urban Mobility. *International Journal On Advances in Systems and Measurements*, 5 (3&4) :128–138, December 2012. URL <http://elib.dlr.de/80483/>.
- [55] Laisheng Xiao, Xiaohong Peng, Zhengxia Wang, Bing Xu, and Pengzhi Hong. Research on traffic monitoring network and its traffic flow forecast and congestion control model based on wireless sensor networks. In *2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, volume 1, pages 142–147. IEEE, 2009.
- [56] C Abishek, Mukul Kumar, and Padmanabh Kumar. City traffic congestion control in indian scenario using wireless sensors network. In *2009 Fifth International Conference on Wireless Communication and Sensor Networks (WCSN)*, pages 1–6. IEEE, 2009.
- [57] Vlad-Alexandru Dragoi and Ciprian Dobre. A model for traffic control in urban environments. In *2011 7th International Wireless Communications and Mobile Computing Conference*, pages 2139–2144. IEEE, 2011.
- [58] Antonios Skordylis and Niki Trigoni. Efficient data propagation in traffic-monitoring vehicular networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(3) :680–694, 2011.
- [59] Florian Knorr, Daniel Baselt, Michael Schreckenberg, and Martin Mauve. Reducing traffic jams via vanets. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 61(8) :3490–3498, 2012.
- [60] You-Chiun Wang, Fang-Jing Wu, and Yu-Chee Tseng. Mobility management algorithms and applications for mobile sensor networks. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 12(1) :7–21, 2012.
- [61] Fawad Ahmad, Irfan Khan, Sahibzada Ali Mahmud, Gul M Khan, and Faqir Zarrar Yousaf. Real time evaluation of shortest remaining processing time

- based schedulers for traffic congestion control using wireless sensor networks. In *2013 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*, pages 381–387. IEEE, 2013.
- [62] Halit Eren, Hariyani Ma’tang Pakka, Ahmed S AlGhamdi, and Yizuo Yue. Instrumentation for safe vehicular flow in intelligent traffic control systems using wireless networks. In *2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, pages 1301–1305. IEEE, 2013.
- [63] Horiya Imane Brahmi, Soufiene Djahel, and John Murphy. Improving emergency messages transmission delay in road monitoring based wsns. In *6th Joint IFIP Wireless and Mobile Networking Conference (WMNC)*, pages 1–8. IEEE, 2013.
- [64] Rajeshwari Sundar, Santhoshs Hebbar, and Varaprasad Golla. Implementing intelligent traffic control system for congestion control, ambulance clearance, and stolen vehicle detection. *IEEE Sensors Journal*, 15(2) :1109–1113, 2014.
- [65] Rong Du, Cailian Chen, Bo Yang, Ning Lu, Xinpeng Guan, and Xuemin Shen. Effective urban traffic monitoring by vehicular sensor networks. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 64(1) :273–286, 2014.
- [66] Robbin Blokpoel and Jaap Vreeswijk. Uses of probe vehicle data in traffic light control. *Transportation Research Procedia*, 14 :4572–4581, 2016.
- [67] Maythem K Abbas, Mohd N Karsiti, Madzlan Napiah, Brahim B Samir, and Marwan Al-Jemeli. High accuracy traffic light controller for increasing the given green time utilization. *Computers & Electrical Engineering*, 41 :40–51, 2015.
- [68] Suhail M Odeh. Management of an intelligent traffic light system by using genetic algorithm. *Journal of Image and Graphics*, 1(2) :90–93, 2013.
- [69] Alexey Vlasov. Features of calculation of traffic light control modes in the conditions of intensive road traffic. *Transportation Research Procedia*, 20 : 676–682, 2017.

-
- [70] Swapnil Manohar Shinde. Adaptive traffic light control system. In *2017 1st International Conference on Intelligent Systems and Information Management (ICISIM)*, pages 300–306. IEEE, 2017.
 - [71] Cihan Karakuzu and Osman Demirci. Fuzzy logic based smart traffic light simulator design and hardware implementation. *Applied Soft Computing*, 10 (1) :66–73, 2010.
 - [72] Madhavi Arora and VK Banga. Real time traffic light control system using morphological edge detection and fuzzy logic. In *2nd International Conference on Electrical, Electronics and Civil Engineering (ICEECE'2012) Singapore April*, pages 28–29, 2012.
 - [73] Fabio Andres Espinosa Valcarcel, Camilo Andres Gordillo Chaves, Robinson Jimenez Moreno, and Oscar Fernando Aviles Sanchez. Machine vision algorithms applied to dynamic traffic light control. *Dyna*, 80(178) :132–140, 2013.
 - [74] I Adam, A Wahab, M Yaakop, A Abdul Salam, and Z Zaharudin. Adaptive fuzzy logic traffic light management system. In *2014 4th International Conference on Engineering Technology and Technopreneuship (ICE2T)*, pages 340–343. IEEE, 2014.
 - [75] Mario Collotta, Lucia Lo Bello, and Giovanni Pau. A novel approach for dynamic traffic lights management based on wireless sensor networks and multiple fuzzy logic controllers. *Expert Systems with Applications*, 42(13) :5403–5415, 2015.
 - [76] Rusheng Zhang, Frank Schmutz, Kyle Gerard, Aurélicn Pomini, Louis Basseto, Sami Ben Hassen, Akihiro Ishikawa, Inci Ozgunes, and Ozan Tonguz. Virtual traffic lights : System design and implementation. In *2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall)*, pages 1–5. IEEE, 2018.
 - [77] Emerging Technology from the arXiv. A replacement for traffic lights gets its first test, 2018. URL <https://www.technologyreview.com/s/611606/a-replacement-for-traffic-lights-gets-its-first-test/>. [En ligne; Consulté le 10-janvier-2020].

- [78] virtualtrafficlights. Virtual traffic lights - a paradigm shift in traffic management, 2019. URL <https://www.virtualtrafficlights.com/>. [En ligne; Consulté le 10-novembre-2019].
- [79] Michel Ferreira, Ricardo Fernandes, Hugo Conceição, Wantanee Viriyasitavat, and Ozan K Tonguz. Self-organized traffic control. In *Proceedings of the seventh ACM international workshop on VehiculAr InterNETworking*, pages 85–90. ACM, 2010.
- [80] Till Neudecker, Natalya An, Ozan K Tonguz, Tristan Gaugel, and Jens Mittag. Feasibility of virtual traffic lights in non-line-of-sight environments. In *Proceedings of the ninth ACM international workshop on Vehicular inter-networking, systems, and applications*, pages 103–106. ACM, 2012.
- [81] Alessandro Bazzi, Alberto Zanella, and Barbara M Masini. A distributed virtual traffic light algorithm exploiting short range v2v communications. *Ad Hoc Networks*, 49 :42–57, 2016.
- [82] Alessandro Bazzi, Alberto Zanella, Barbara M Masini, and Gianni Pasolini. A distributed algorithm for virtual traffic lights with ieee 802.11 p. In *2014 European Conference on Networks and Communications (EuCNC)*, pages 1–5. IEEE, 2014.
- [83] Florian Hagenauer, Patrick Baldemaier, Falko Dressler, and Christoph Sommer. Advanced leader election for virtual traffic lights. *ZTE Communications, Special Issue on VANET*, 12(1) :11–16, 2014.
- [84] Manuel Nakamurakare, Wantanee Viriyasitavat, and Ozan K Tonguz. A prototype of virtual traffic lights on android-based smartphones. In *2013 IEEE International Conference on Sensing, Communications and Networking (SECON)*, pages 236–238. IEEE, 2013.
- [85] Ozan K Tonguz, Wantanee Viriyasitavat, and Juan M Roldan. Implementing virtual traffic lights with partial penetration : a game-theoretic approach. *IEEE Communications Magazine*, 52(12) :173–182, 2014.

-
- [86] Amnesh Goel, Sukanya Ray, and Nidhi Chandra. Intelligent traffic light system to prioritized emergency purpose vehicles based on wireless sensor network. *International Journal of Computer Applications*, 40(12) :36–39, 2012.
- [87] Michel Ferreira and Pedro M d’Orey. On the impact of virtual traffic lights on carbon emissions mitigation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(1) :284–295, 2011.
- [88] Wantanee Viriyasitavat, Juan M Roldan, and Ozan K Tonguz. Accelerating the adoption of virtual traffic lights through policy decisions. In *2013 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*, pages 443–444. IEEE, 2013.
- [89] Raik Aissaoui, Hamid Menouar, Amine Dhraief, Fethi Filali, Abdelfettah Belghith, and Adnan Abu-Dayya. Advanced real-time traffic monitoring system based on v2x communications. In *2014 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pages 2713–2718. IEEE, 2014.
- [90] Laurens Hobert, Andreas Festag, Ignacio Llatser, Luciano Altomare, Filippo Visintainer, and Andras Kovacs. Enhancements of v2x communication in support of cooperative autonomous driving. *IEEE communications magazine*, 53(12) :64–70, 2015.
- [91] Jan W Wedel, Björn Schünemann, and Ilja Radusch. V2x-based traffic congestion recognition and avoidance. In *2009 10th International Symposium on Pervasive Systems, Algorithms, and Networks*, pages 637–641. IEEE, 2009.
- [92] Long Le, Andreas Festag, Roberto Baldessari, and Wenhui Zhang. V2x communication and intersection safety. In *Advanced Microsystems for Automotive Applications 2009*, pages 97–107. Springer, 2009.
- [93] Paolo Bellavista, Luca Foschini, and Enrico Zamagni. V2x protocols for low-penetration-rate and cooperative traffic estimations. In *2014 IEEE 80th Vehicular Technology Conference (VTC2014-Fall)*, pages 1–6. IEEE, 2014.
- [94] Yuxiao Chen, Dezhao Zhang, and Keqiang Li. Enhanced eco-driving system

- based on v2x communication. In *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 200–205. IEEE, 2012.
- [95] Wassim Drira, Deepak Puthal, and Fethi Filali. Adcs : An adaptive data collection scheme in vehicular networks using 3g/lte. In *2014 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE)*, pages 753–758. IEEE, 2014.
- [96] Ahmed Elbery, Hesham Rakha, Mustafa Elnainay, Wassim Drira, and Fethi Filali. Eco-routing using v2i communication : System evaluation. In *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 71–76. IEEE, 2015.
- [97] Thangakumar Jeyaprakash and Rajeswari Mukesh. An optimized node selection routing protocol for vehicular ad-hoc networks—a hybrid model. *Journal of Communications Software and Systems*, 11(2) :80–85, 2015.
- [98] Yves Eychenne and Jean-Charles Cointot. *La Révolution Big data : Les données au coeur de la transformation de l'entreprise*. Dunod, 2014.
- [99] A Cornuéjols, L Miclet, and Y Kodratoff. Apprentissage artificiel-concepts et algorithmes. algorithmes. eyrolles, deuxième tirage 2003 edition. *Langue : Français ISBN10*, pages 2–212, 2002.
- [100] Matt Stevens and Christopher Yeh. Reinforcement learning for traffic optimization, 2016.
- [101] Pablo Alvarez Lopez, Michael Behrisch, Laura Bieker-Walz, Jakob Erdmann, Yun-Pang Flötteröd, Robert Hilbrich, Leonhard Lücken, Johannes Rummel, Peter Wagner, and Evamarie Wießner. Microscopic traffic simulation using sumo. In *The 21st IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*. IEEE, 2018. URL <<https://elib.dlr.de/124092/>>.
- [102] Erwin Walraven, Matthijs TJ Spaan, and Bram Bakker. Traffic flow optimization : A reinforcement learning approach. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 52 :203–212, 2016.

-
- [103] Francois Belletti, Daniel Haziza, Gabriel Gomes, and Alexandre M Bayen. Expert level control of ramp metering based on multi-task deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 19(4) : 1198–1207, 2017.
- [104] Alexandre De Brébisson, Étienne Simon, Alex Auvolat, Pascal Vincent, and Yoshua Bengio. Artificial neural networks applied to taxi destination prediction. *arXiv preprint arXiv :1508.00021*, 2015.
- [105] Jie Yu, Gang-Len Chang, HW Ho, and Yue Liu. Variation based online travel time prediction using clustered neural networks. In *2008 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 85–90. IEEE, 2008.
- [106] JW Van Lint. Reliable real-time framework for short-term freeway travel time prediction. *Journal of transportation engineering*, 132(12) :921–932, 2006.
- [107] Koh Song Sang, Bo Zhou, Po Yang, and Zaili Yang. Study of group route optimization for iot enabled urban transportation network. In *2017 IEEE International Conference on Internet of Things (iThings) and IEEE Green Computing and Communications (GreenCom) and IEEE Cyber, Physical and Social Computing (CPSCom) and IEEE Smart Data (SmartData)*, pages 888–893. IEEE, 2017.
- [108] Fangzhou Sun, Yao Pan, Jules White, and Abhishek Dubey. Real-time and predictive analytics for smart public transportation decision support system. In *2016 IEEE International Conference on Smart Computing (SMARTCOMP)*, pages 1–8. IEEE, 2016.
- [109] Michael Steinbach and Pang-Ning Tan. knn : k nearest neighbors. *The top ten algorithms in data mining*, pages 151–162, 2009.
- [110] Gary Bishop, Greg Welch, et al. An introduction to the kalman filter. *Proc of SIGGRAPH, Course*, 8(27599-23175) :41, 2001.
- [111] Jean-Paul A Barthès and Philippe Bonnifait. Multi-agent active collaboration

- between drivers and assistance systems. In *Advances in artificial transportation systems and simulation*, pages 163–180. Elsevier, 2015.
- [112] Uroš M Pešović, Jože J Mohorko, Karl Benkič, and Žarko F Čučej. Single-hop vs. multi-hop–energy efficiency analysis in wireless sensor networks. In *18th Telecommunications Forum, TELFOR*, 2010.
- [113] Mohit Garg. Linear prediction algorithms. *Indian Institute of Technology, Bombay, India*, 2003.
- [114] Alan O’Cinneide, David Dorran, and Mikel Gainza. Linear prediction : The problem, its solution and application to speech. 2008.
- [115] Douglas O’Shaughnessy. Linear predictive coding. *IEEE potentials*, 7(1) : 29–32, 1988.
- [116] Amro El-Jaroudi. Linear predictive coding. *Wiley Encyclopedia of Telecommunications*, 2003.
- [117] University College London courses. Unit 8 : Linear prediction. URL <https://www.phon.ucl.ac.uk/courses/spsci/dsp/lpc.html>. [En ligne ; Consulté le 06-décembre-2019].
- [118] Ivan Selesnick. Least squares with examples in signal processing. *Connexions*, 4, 2013.
- [119] Highway Capacity Manual-HCM. Transportation research board. *National Research*, 2010.
- [120] Cerema. Rapport d’étude - impact du cycle de feux sur la capacité, l’acceptabilité de l’attente aux feux et la sécurité, Décembre 2014. URL https://www.cerema.fr/system/files/documents/2017/10/141215-impact_cycles_de_feux_sur_capacite_acceptabilite_securite_cle5ce45e.pdf. P.C.I. Interface Transports Collectifs et Voirie.
- [121] OMNeT++ (Objective Modular Network Testbed in C++). What is omnet ? URL <https://omnetpp.org/intro/>. [En ligne ; Consulté le 06-décembre-2020].

-
- [122] András Varga and Rudolf Hornig. An overview of the omnet++ simulation environment. In *Proceedings of the 1st international conference on Simulation tools and techniques for communications, networks and systems & workshops*, page 60. ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering, 2008.
 - [123] Fan Bai, Narayanan Sadagopan, and Ahmed Helmy. Important : A framework to systematically analyze the impact of mobility on performance of routing protocols for adhoc networks. In *IEEE INFOCOM 2003. Twenty-second Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (IEEE Cat. No. 03CH37428)*, volume 2, pages 825–835. IEEE, 2003.
 - [124] IEEE Standards Association et al. 802.11 p-2010-ieee standard for information technology-local and metropolitan area networks-specific requirements-part 11 : Wireless lan medium access control (mac) and physical layer (phy) specifications amendment 6 : Wireless access in vehicular environments. *URL* : <http://standards.ieee.org/findstds/standard/802.11-p-2010.html>, 2010.
 - [125] Wikipédia. Apprentissage automatique — wikipédia, l’encyclopédie libre, 2019. *URL* http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Apprentissage_automatique&oldid=164929994. [En ligne ; Consulté le 28-novembre-2019].
 - [126] Bonan Fabrice and Diard Bertrand. Qu’est-ce que le machine learning?, 2020. *URL* <https://www.talend.com/fr/resources/what-is-machine-learning/>. [En ligne ; Consulté le 01-février-2021].
 - [127] Anthony J Myles, Robert N Feudale, Yang Liu, Nathaniel A Woody, and Steven D Brown. An introduction to decision tree modeling. *Journal of Chemometrics : A Journal of the Chemometrics Society*, 18(6) :275–285, 2004.
 - [128] Mark R Segal. Machine learning benchmarks and random forest regression. 2004.
 - [129] George AF Seber and Alan J Lee. *Linear regression analysis*, volume 329. John Wiley & Sons, 2012.
 - [130] Gilles Gasso. Logistic regression, 2019.

- [131] William S Noble. What is a support vector machine? *Nature biotechnology*, 24(12) :1565–1567, 2006.
- [132] David Arthur, Bodo Manthey, and Heiko Röglin. Smoothed analysis of the k-means method. *Journal of the ACM (JACM)*, 58(5) :1–31, 2011.
- [133] Fionn Murtagh and Pedro Contreras. Algorithms for hierarchical clustering : an overview. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(1) :86–97, 2012.
- [134] Laurens Van Der Maaten, Eric Postma, and Jaap Van den Herik. Dimensionality reduction : a comparative. *J Mach Learn Res*, 10(66-71) :13, 2009.
- [135] Baher Abdulhai and Lina Kattan. Reinforcement learning : Introduction to theory and potential for transport applications. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 30(6) :981–991, 2003.
- [136] Richard S Sutton, Andrew G Barto, et al. *Introduction to reinforcement learning*, volume 135. MIT press Cambridge, 1998.
- [137] Harsh Kukreja, N Bharath, CS Siddesh, and S Kuldeep. An introduction to artificial neural network. *Int J Adv Res Innov Ideas Educ*, 1 :27–30, 2016.
- [138] Li Deng and Dong Yu. Deep learning : methods and applications. *Foundations and trends in signal processing*, 7(3–4) :197–387, 2014.
- [139] Vincent François-Lavet, Raphael Fonteneau, and Damien Ernst. How to discount deep reinforcement learning : Towards new dynamic strategies. *arXiv preprint arXiv :1512.02011*, 2015.