



**Université Sidi Mohammed Ben Abdellah
Faculté des Sciences Dhar El Mahraz-
Fès Centre d'Etudes Doctorales "Sciences et
Technologies"**

Formation Doctorale: Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication

Spécialité: Informatique

Laboratoire: Informatique, Imagerie & Analyse Numérique (LIAN)

THESE de DOCTORAT

Présentée par

EL H A T R I C h a i m a e

**Apprentissage collaboratif à partir de données distribuées pour
une mobilité intelligente dans un milieu urbain**

Soutenue le 23 Juin 2018 devant le jury composé de :

Pr. Omar El BEQQALI	La Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Président
Pr. Mohamed YOUSSEFI	ENSET Mohammadia	Rapporteur
Pr. Said BENHLIMA	Faculté des sciences – UMI, Meknès	Rapporteur
Pr. El Habib NFAOUI	La Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Rapporteur
Pr. Azedine ZAHI	La Faculté des Sciences et Techniques, Fès	Examineur
Pr. Hamid TAIRI	La Faculté des Sciences Dhar El Mehraz, Fès	Examineur
Pr. Chakir LOQMAN	La Faculté des Sciences Dhar El Mehraz, Fès	Examineur
Pr. Jaouad BOUMHIDI	La Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès	Directeur de thèse

Année universitaire : 2017-2018

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, j'aimerais profiter de ces quelques lignes pour remercier les personnes qui m'ont aidé et supporté pour la réalisation de ce mémoire. En premier lieu, je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à mon directeur de thèse Monsieur le professeur Jaouad BOUMHIDI pour m'avoir initié au monde de la recherche, et pour m'avoir proposé de travailler sur un sujet très porteur et passionnant. Je le remercie pour ses encouragements et la disponibilité qu'il m'a accordée, ainsi que pour les nombreux échanges et les conseils pertinents qui ont permis à ce travail d'aboutir.

Je suis très honorée que les professeurs Mohamed YOUSSEFI, El Habib NFAOUI et Said BENHLIMA aient accepté d'être rapporteurs de ma thèse. Je les remercie chaleureusement pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour les remarques constructives sur la poursuite de mes travaux.

Je remercie vivement les professeurs Omar EL BEQQALI, Azzedine ZAHI, Hamid TAIRI et Chakir LOQMAN pour avoir accepté de participer au jury de ma thèse.

Mes remerciements seraient incomplets si je ne mentionnais pas les professeurs et les doctorants de la Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, pour les échanges constructifs que nous avons pu avoir.

Enfin, je dédie cette thèse à toute ma famille, à mes parents en premier qui depuis mon enfance n'ont cessé de m'épauler pour que j'atteigne ce niveau de succès, à ma sœur, mon frère et mon fiancé qui n'ont ménagé aucun effort pour la réussite de ce travail, ainsi qu'à tout mes amis qui m'ont toujours soutenu.

RESUME

Les systèmes de transport intelligents font partie de notre vie quotidienne et sont l'avenir de tous les modes de transport actuels. Ils permettent d'apporter des réponses à certaines problématiques majeures de notre société comme l'amélioration de la sécurité routière, l'utilisation optimale des données relatives à la route, à la circulation et aux déplacements. Par conséquent, nombreux sont les travaux de recherche qui ont été menés ces dernières années afin de résoudre les problèmes d'encombrement et de gestion du trafic routier. Cependant, la plupart d'entre eux ne peuvent plus garantir une capacité de circulation optimisée dans des conditions environnementales complexes.

Les domaines des systèmes de transport intelligents et de l'intelligence artificielle sont étroitement liés et il semble que les outils informatiques issus de l'intelligence artificielle sont adéquats au domaine de transport. L'objectif principal de notre thèse est de développer des systèmes de transport intelligents capables de mieux gérer les embouteillages et avoir des impacts économiques, énergétiques et environnementaux positifs. Pour réaliser ceci, on s'est concentré sur les domaines prioritaires tels que l'optimisation des feux de signalisation à base d'une optimisation intelligente par essaim de particules, la détection automatique des incidents routiers à base de l'apprentissage profond, la gestion des véhicules d'urgence en utilisant l'optimisation par colonie de fourmis et l'apprentissage automatique extrême et la prévention de congestion à base des communications infrastructures à véhicules. Les différentes contributions proposées sont détaillées au travers les différents chapitres de ce manuscrit. Les résultats de simulation présentés à la fin des chapitres confirment l'efficacité des contributions proposées.

Mots-clés : *Système multi-agent ; Apprentissage par renforcement ; Apprentissage profond ; Apprentissage par transfert ; Apprentissage automatique extrême ; Optimisation multi-objectif par essaim de particules ; Optimisation par colonie de fourmis ; Logique floue ; Communication véhicules à infrastructures ; Gestion intelligente des feux de signalisation ; Prédiction des congestions routières ; Détection automatique des incidents routiers ; Réacheminement des véhicules ; Gestion prioritaire des véhicules d'urgences.*

ABSTRACT

Intelligent transportation systems are part of our everyday lives and are the future of all current modes of transportation. They provide answers to some of the major issues in our society, such as improving road safety and making optimal use of road, travel and traffic data. As a result, many research projects have been carried out in recent years to solve congestion and traffic management problems. However, most of them can no longer guarantee an optimized circulation capacity in complex environmental conditions.

The fields of Intelligent Transport Systems and Artificial Intelligence are closely related and it seems that computer tools derived from artificial intelligence are adequate for the transport domain. The main objective of this thesis is to develop intelligent transport systems that can better manage congestion and have positive economic, energy and environmental impacts. To achieve this, we focused on priority areas such as the optimization of traffic lights based on intelligent particle swarm optimization, the traffic incident detection based on deep learning Approach, emergency vehicle management using ant colony optimization and extreme machine learning and congestion prediction based on the communications infrastructure to vehicles. The various contributions proposed are detailed through the different chapters of this manuscript. The simulation results presented at the end of the chapters confirm the effectiveness of the proposed contributions.

keywords: *Multi-Agent System; Reinforcement Learning; Deep Learning; Extreme Learning Machine; Multi-Objective Particle Swarm Optimization; Ant Colony Optimization; Fuzzy Logic; Infrastructure to Vehicles Communication ; Intelligent Traffic Light Control ; Traffic Congestion Prediction; Traffic Incident Detection, Re-routing of Vehicles; Priority Management of Emergency Vehicles.*

ملخص

تعتبر أنظمة النقل الذكية جزءًا من حياتنا اليومية وهي مستقبل جميع وسائل النقل الحالية. فهي تساعد على الإجابة عن بعض المشاكل الرئيسية لمجتمعنا ، مثل تحسين السلامة على الطرق وتحقيق الاستخدام الأمثل لبيانات الطرق. ونتيجة لذلك ، تم تنفيذ العديد من البحوث في السنوات الأخيرة لمعالجة قضايا الازدحام وإدارة المرور. ومع ذلك ، فإن معظمهم لم يعد بإمكانه ضمان قدرة تداول حسنة في الظروف البيئية المعقدة.

ترتبط حقول أنظمة النقل الذكية والذكاء الاصطناعي ارتباطًا وثيقًا ويبدو أن أدوات الكمبيوتر المشتقة من الذكاء الاصطناعي ملائمة لمجال النقل. الهدف الرئيسي لأطروحتنا هو توفير أنظمة نقل ذكية قادرة على إدارة الازدحام بشكل أفضل ولها تأثيرات اقتصادية وطاقية وبيئية إيجابية. لتحقيق ذلك ، ركزنا على المجالات ذات الأولوية مثل تحسين إشارة المرور، والكشف التلقائي عن حوادث السير، إدارة المركبات في حالات الطوارئ باستخدام الأمثل مستعمرة النمل والتعلم الجهاز المدقع والبنية التحتية للاتصالات القائمة على منع الازدحام للمركبات. المساهمات المختلفة المقترحة مفصلة من خلال فصول هذه المخطوطة. تؤكد نتائج البحوث المقدمة في نهاية الفصول فعالية المساهمات المقترحة.

الكلمات الدالة: نظام متعدد الوكلاء؛ تعزيز التعلم؛ التعلم العميق؛ آلة التعلم المتطرفة؛ تحسين سرب الجسيمات متعدد الأهداف؛ المنطق الضبابي؛ إدارة ذكية لإشارات المرور؛ الكشف التلقائي عن حوادث الطرق؛ إعادة توجيه المركبات؛ إدارة أولوية لمركبات الطوارئ.

TABLES DES MATIERES

LISTE DES FIGURES	10
LISTE DES TABLEAUX	11
LISTE DES ALGORITHMES	12
INTRODUCTION GENERALE.....	13
Objectif et problématique de recherche.....	13
Structuration du manuscrit.....	14
CHAPITRE 1.....	18
Les systèmes de transport intelligents : Etat de l'art	18
1.1. Introduction	18
1.2. L'intelligence artificielle et les systèmes de transport intelligents	19
1.3. Objectifs des systèmes de transport intelligents	20
1.4. Enjeux et défis des systèmes de transport intelligents.....	20
1.5. Contexte et Applications	22
1.5.1. <i>Gestion des intersections.....</i>	23
1.5.2. <i>Gestions des voies spéciales.....</i>	23
1.5.3. <i>Gestion du stationnement</i>	24
1.5.4. <i>La sécurité routière</i>	24
1.5.5. <i>Gestion des ronds-points</i>	24
1.5.6. <i>La pollution</i>	25
1.6. Les différentes techniques de mesure des paramètres de trafic.....	25
1.6.1. <i>Les capteurs intrusifs.....</i>	25
1.6.2. <i>Les capteurs non-intrusifs</i>	26
1.6.3. <i>Les communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule.....</i>	26
1.6.3.1. <i>Communication entre ordinateurs.....</i>	27
1.6.3.2. <i>La communication sans fils</i>	27
1.6.3.3. <i>Applications des communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule.....</i>	28
1.7. Modélisation par un système multi-agents.....	30
1.7.1. <i>Organisation d'un système multi-agents :.....</i>	30
1.7.2. <i>Interactions entre agents</i>	30
1.7.3. <i>Communication entre agents.....</i>	31
1.7.4. <i>L'environnement.....</i>	31
1.7.5. <i>Domaines d'application des systèmes multi-agents</i>	33

1.8.	Les outils de développement des systèmes multi-agents	34
1.9.	La planification et la décision dans les systèmes multi-agents	34
1.9.1.	<i>Les techniques de l'apprentissage artificiel</i>	35
1.9.1.1.	<i>L'apprentissage supervisé</i>	35
1.9.1.2.	<i>L'apprentissage non-supervisé</i>	36
1.9.1.3.	<i>L'apprentissage par renforcement</i>	37
1.9.2.	<i>Les systèmes experts et la logique floue</i>	37
1.10.	Conclusion	39
CHAPITRE 2		40
Gestion intelligente de la congestion du trafic routier urbain		40
2.1.	Introduction	40
2.2.	Problématique	41
2.3.	Aperçu des contributions portant sur la gestion de la congestion routière	42
2.3.1.	<i>Systèmes d'aide à la conduite</i>	42
2.3.2.	<i>Gestion des carrefours giratoires</i>	43
2.3.3.	<i>Feux de gestion d'accès</i>	43
2.3.4.	<i>Offre et demande</i>	43
2.3.5.	<i>Optimisation des feux de signalisation</i>	44
2.3.5.1.	<i>Les plans de feux fixes</i>	44
2.3.5.2.	<i>Les systèmes de feux adaptatifs</i>	45
2.3.6.	<i>Réacheminement des véhicules</i>	46
2.4.	La technique proposée pour une gestion intelligente de la congestion routière	47
2.4.1.	<i>Optimisation intelligente des feux de signalisation</i>	48
2.4.2.	<i>Optimisation du réacheminement des véhicules</i>	49
2.4.3.	<i>L'algorithme de l'optimisation multi-objectif par essaim de particules</i>	50
2.4.4.	<i>Optimisation intelligente par essaim de particules</i>	53
2.4.5.	<i>Résultats de simulation</i>	55
2.4.6.	<i>Conclusion</i>	59
2.5.	Conclusion	60
CHAPITRE 3		62
LA DETECTION AUTOMATIQUE DES INCIDENTS ROUTIERS		62
3.1.	Introduction	62
3.2.	Aperçu sur les travaux existants relatifs à la gestion des incidents routiers	64
3.2.1.	<i>Méthodes de calcul du délai</i>	64
3.2.2.	<i>Détection des incidents routiers</i>	65
3.2.3.	<i>Durée totale de l'incident</i>	65
3.2.4.	<i>Gestion des véhicules d'urgence</i>	66

3.3.	Objectifs de la détection automatique des incidents routiers	66
3.4.	Principes de la détection automatique des incidents routiers	67
3.5.	Types de la détection automatique des incidents routiers	68
3.6.	Indicateurs de performance des systèmes de détection automatique des incidents routiers	69
3.7.	Systèmes proposés pour une détection automatique des incidents routiers	69
3.7.1.	<i>Premier système : Détection d'incidents routiers en utilisant l'apprentissage automatique extrême et la technique de transfert d'apprentissage</i>	69
3.7.1.1.	<i>La machine d'apprentissage extrême</i>	71
3.7.1.2.	<i>L'apprentissage par transfert</i>	73
3.7.1.3.	<i>L'adaptation de la méthode de détection proposée à un contexte de transfert d'apprentissage</i>	73
3.7.1.4.	<i>Résultats de simulation</i>	75
3.7.2.	<i>Deuxième système : Détection automatique d'incidents routiers en utilisant la technique d'apprentissage profond et la logique floue</i>	79
3.7.2.1.	<i>Principe des auto-encodeurs</i>	79
3.7.2.2.	<i>Pré-apprentissage des réseaux de neurones profonds par des auto-encodeurs</i>	80
3.7.2.3.	<i>Apprentissage profond à base de la logique floue</i>	82
3.7.2.4.	<i>Résultats de simulation</i>	84
3.7.2.5.	<i>Conclusion</i>	88
3.8.	Conclusion	89
CHAPITRE 4	90
Gestion intelligente de circulation et priorisation des véhicules d'urgence	90
4.1.	Introduction	90
4.2.	Contexte et problématique	91
4.3.	Aperçu des contributions portant sur les systèmes d'urgence	92
4.4.	L'approche proposée pour une gestion intelligente de circulation et une priorisation des véhicules d'urgence	93
4.4.1.	<i>L'approche proposée et ses composants</i>	94
4.4.2.	<i>Acheminement des véhicules d'urgence</i>	95
4.4.2.1.	<i>Estimation des coûts des voies</i>	96
4.4.2.2.	<i>Estimation des coûts des intersections</i>	96
4.4.2.3.	<i>Acheminement des véhicules d'urgence en utilisant l'optimisation par colonie de fourmis</i> 97	97
4.4.3.	<i>Contrôle prioritaire des feux de signalisation</i>	99
4.4.3.1.	<i>Transition 1 : du fonctionnement normal au contrôle prioritaire des feux de signalisation</i>	99
4.4.3.2.	<i>Transition 2 : du contrôle prioritaire des feux de signalisation au fonctionnement normal</i> 100	100
4.4.4.	<i>Les résultats de simulation</i>	104

4.4.5. Conclusion.....	108
4.5. Conclusion.....	109
CHAPITRE 5.....	111
Gestion intelligente du trafic routier et la communication véhicule-à-infrastructure.....	111
5.1. Introduction.....	111
5.2. Problématique.....	112
5.3. Objectif du travail.....	112
5.4. Estimation des paramètres du trafic routier.....	113
5.5. Evaluation de l'état du trafic routier à partir des paramètres de trafic.....	114
5.6. L'approche proposée pour une prévision intelligente de congestion à base des communications véhicules à infrastructures.....	115
5.6.1. Estimation des paramètres de trafic en utilisant la communication infrastructure-à-véhicules.....	115
5.6.2. Prédiction des paramètres futurs en utilisant l'apprentissage automatique par extrême 116	
5.6.3. Prédiction de la congestion routière en utilisant la logique floue.....	117
5.6.4. Optimisation multi-objectif des feux de signalisation.....	118
5.6.5. Résultats de simulation.....	119
5.6.6. Conclusion.....	123
5.7. Conclusion.....	124
CONCLUSION GENERALE.....	125
BIBLIOGRAPHIE.....	128
PUBLICATIONS.....	133

LISTE DES FIGURES

Figure 2. 1. Le processus d'apprentissage.....	55
Figure 2. 2. Occurrence d'une congestion incidente.....	56
Figure 2. 3. Etude comparative et estimation de l'impact spatio-temporel de l'incident sur la circulation.	59
Figure 3. 2. Une définition intuitive de l'apprentissage par transfert.....	73
Figure 3. 3. La structure de l'algorithme d'adaptation du domaine cible.	74
Figure 3. 4. Réseau routier composé de vingt-cinq intersections.....	76
Figure 3. 5. Configuration d'une intersection.....	76
Figure 3. 6. Illustration du principe d'auto-encodeur.....	80
Figure 3. 7. Modèle d'auto-encodeurs.	81
Figure 3. 8. Comparaison entre SLNN, MLNN, DNN et FDNN en termes de vitesse de convergence.	88
Figure 4. 1. Aperçu de l'approche proposée.	94
Figure 4. 2. Représentation graphique des fonctions d'appartenance trapézoïdales du contrôleur de la séquence des phases.	102
Figure 4. 3. Représentation graphique des fonctions d'appartenance trapézoïdales du contrôleur des durées des phases.....	104
Figure 4. 4. Résultats de routage dans l'absence d'un contrôle prioritaire des feux de signalisation.....	106
Figure 4. 5. Résultats de routage dans la présence d'un contrôle prioritaire des feux de signalisation.....	107
Figure 5. 1. Système de prédiction intelligente des paramètres futurs de trafic.....	116
Figure 5. 2. Représentation graphique des fonctions d'appartenance trapézoïdales du système de prédiction de la congestion.	118
Figure 5. 3. Comparaison des résultats de prédiction des vitesses de trafic avec les vitesses de trafic observés.....	121
Figure 5. 4. Comparaison des résultats de prédiction du taux d'occupation avec les taux d'occupation observés.	121
Figure 5. 5. Comparaison entre un contrôleur des feux de signalisation à temps fixe avec le modèle proposé en termes de niveau de congestion.....	123

LISTE DES TABLEAUX

<i>Tableau 2. 1. Les paramètres de la simulation et de l'optimisation par essaim de particules.</i>	58
<i>Tableau 2. 2. Résultats de simulation.....</i>	59
<i>Tableau 3. 1. Tableau de décision pour $\Delta\eta$ lorsque $CSC \leq 2$.....</i>	84
<i>Tableau 3. 2. Tableau de décision pour $\Delta\alpha$ lorsque $CSC \leq 2$.....</i>	84
<i>Tableau 3. 3. Comparaison entre différentes structures en termes de la moyenne des erreurs quadratiques. ...</i>	86
<i>Tableau 3. 4. Comparaison entre SLNN, MLNN, DNN et FDNN en termes d'indices de performance.....</i>	88
<i>Tableau 3. 5. Comparaison entre SLNN, MLNN, DNN et FDNN en termes de l'erreur quadratique moyenne et le temps de détection.....</i>	88
<i>Tableau 4. 1. Représentation matricielle de la base des règles pour le contrôleur de la séquence des phases.</i>	102
<i>Tableau 4. 2. Représentation matricielle de la base des règles pour le contrôleur des durées des phases.....</i>	103
<i>Tableau 4. 3. Les paramètres de simulation.</i>	105
<i>Tableau 4. 4. Les valeurs des paramètres d'entrée de l'optimisation par colonie de fourmis.</i>	105
<i>Tableau 4. 5. Les résultats de comparaison d'un contrôleur intelligent des feux de signalisation avec un contrôleur à temps fixe.....</i>	108
<i>Tableau 5. 1. Représentation matricielle de la base des règles du système de prédiction de la congestion proposé.....</i>	117
<i>Tableau 5. 2. Les paramètres de simulation.</i>	119
<i>Tableau 5. 3. Comparaison entre les deux scénarios en termes du nombre de véhicules.....</i>	122
<i>Tableau 5. 4. Comparaison entre les deux scénarios en termes de la vitesse moyenne des véhicules.....</i>	122
<i>Tableau 5. 5. Comparaison entre les deux scénarios en termes de durée de trajet.</i>	122

LISTE DES ALGORITHMES

<i>Algorithme 2. 1. L'algorithme de l'optimisation multi-objectif par essaim de particules.....</i>	52
<i>Algorithme 2. 2. L'algorithme de l'optimisation intelligente par essaim particulaire.....</i>	54
<i>Algorithme 3. 1. L'algorithme de l'apprentissage automatique extrême.....</i>	72
<i>Algorithme 3. 2. L'algorithme d'adaptation du domaine source.....</i>	75
<i>Algorithme 3. 3. L'algorithme d'apprentissage profond basé sur le modèle d'auto-encodeur, la propagation arrière et la logique floue.....</i>	84
<i>Algorithme 3. 4. Processus de sélection de l'architecture.....</i>	86

INTRODUCTION GENERALE

Objectif et problématique de recherche

Le transport joue un rôle fondamental pour nos vies et pour le développement de nos sociétés. L'avenir de l'économie mondiale dépend du transport. Au fur et à mesure que les villes acquièrent un pouvoir économique grandissant, le transport urbain gagne en importance et la demande augmente chaque jour. Le développement des réseaux de transport représente des enjeux économiques et sociaux majeurs permettant à des territoires d'attirer des investissements et des habitants, à des entreprises de toucher leurs clients et de se développer, aux individus d'accéder à leurs emplois, à la consommation et à la culture. Toutefois, le transport présente quelques défis. La question des transports et, plus généralement, de l'évolution de la mobilité en milieu urbain est devenue un enjeu clé de la transition énergétique et écologique. Ce secteur est responsable de notre consommation d'énergie. Il figure parmi les principales sources d'émissions de gaz à effet de serre. De plus, il est responsable des difficultés de circulation entraînant des dégâts environnementaux, des embouteillages ainsi qu'une piètre qualité de vie. Manifestement, les systèmes de transport actuellement utilisés ne sont pas durables et leur évolution présente à toutes les chances d'aggraver une situation qui est déjà dangereuse. Pour remédier aux handicaps que présentent les systèmes de transport actuels, industriels et universitaires, s'appuyant sur des progrès technologiques, la notion de Systèmes de Transport Intelligents (STI) a été introduite.

Depuis les années 1960 et plus particulièrement au début des années 1970, les systèmes de transport intelligents ont commencé à se développer, notamment grâce aux avancées technologiques dans le secteur de l'informatique, dans le but d'améliorer les conditions de la mobilité, en réduisant notamment les facteurs pouvant provoquer de l'attente et des embouteillages. Les systèmes de transport intelligents interviennent dans un contexte mondial de congestion du trafic routier d'une part et de développement des nouvelles technologies de l'information d'autre part. Leur développement repose sur des fonctions généralement associées à l'intelligence : capacités sensorielles, mémoire, communication, traitement de l'information et comportement adaptatif. Ils se basent principalement sur des réseaux de communication sans fil, des capteurs intelligents, des équipements installés sur les routes et des centrales de service. Les STI participent déjà à la diminution de l'impact environnemental du trafic, l'optimisation des infrastructures routières, la réduction des congestions et

l'amélioration de la sécurité des usagers de transport dans le but de répondre aux enjeux collectifs associés à la mobilité durable dans les villes intelligentes d'aujourd'hui et de demain. Leur rôle devrait se renforcer à l'avenir.

Dans ce contexte, de nombreux travaux ont été menés ces dernières années et une large gamme de mécanismes ont été proposés. Néanmoins, la plupart d'entre eux souffrent toujours de problèmes de gestion de circulation face à la complexité de certains problèmes. L'objectif principal de notre thèse est de développer des systèmes de transport intelligents, efficaces et écologiques que les solutions actuelles permettant d'améliorer les conditions de circulation aussi bien en termes de réglementation qu'en termes d'infrastructure. Pour réaliser ceci, on s'est concentré sur les domaines prioritaires suivants :

- optimisation de l'utilisation des infrastructures de transport ;
- développement des systèmes de détection des incidents routiers ;
- amélioration de la sécurité et la fluidité de déplacement des véhicules, y compris les véhicules d'urgence ;
- développement des systèmes de prévention de congestion en utilisant les communications entre les véhicules et les infrastructures de transport.

Structuration du manuscrit

Ce manuscrit est structuré comme suit :

- Chapitre 1 : Etat de l'art

Le premier chapitre est consacré à dresser un panorama de l'état de l'art sur les systèmes de transport intelligents afin de comprendre le contexte dans lequel se déroule cette thèse. Les contributions réalisées dans le cadre de cette thèse sont détaillées au travers les quatre chapitres suivants.

- Chapitre 2 : Gestion intelligence de la congestion du trafic routier urbain

La congestion des infrastructures occupe une place particulière au sein des externalités issues de la mobilité. Il s'agit d'un "mal urbain" de premier ordre. Malgré les progrès techniques et technologiques accomplis par l'homme dans tous les domaines de la connaissance, le trafic routier reste victime d'une congestion sans cesse croissante. En termes simples, la congestion routière se produit lorsque la demande d'espace sur les routes dépasse la capacité de celles-ci. Bien que l'énorme quantité de véhicules présents sur les routes

explique une part importante de la circulation, celle-ci peut également découler de divers facteurs, notamment les incidents routiers. L'objectif de ce chapitre est de réduire les impacts spatiaux et temporels de l'incident sur la circulation et d'accroître la sécurité et l'efficacité du réseau routier. Les feux de circulation constituent le moyen le plus répandu pour gérer le flux des automobiles aux intersections routières. Leur rôle est d'assurer la fluidité de déplacement des automobiles et de rendre ceux-ci le plus sécuritaire possible. Plusieurs méthodes ont été proposées afin de gérer efficacement les feux de circulation. Au début, le changement des feux était réalisé manuellement, puis des systèmes automatisés ont été introduits et avec le temps, ceux-ci sont devenus de plus en plus sophistiqués. Cependant, en raison de la pression sur le réseau routier, tout incident peut mener à un embouteillage monstre et des retards considérables, et face à la gravité de certaines situations, la signalisation dynamique reste une approche insuffisante devant les répercussions sérieuses sur le système de transport. Un réacheminement efficace des véhicules peut régler la situation le plus rapidement possible tout en assurant la sécurité des intervenants et des usagers de la route. Ce chapitre propose une stratégie qui vise à contrôler les feux de signalisation en cas d'un incident d'une façon à maximiser le taux d'écoulement des véhicules et minimiser leurs temps d'attente. La stratégie a pour objectif également d'appliquer le réacheminement des véhicules en cas de gravité en choisissant soigneusement et à la fois le chemin le plus court et le moins utilisé, afin d'équilibrer la charge et de minimiser le risque de déplacer la congestion d'un endroit à un autre.

- **Chapitre 3 : Détection automatique des incidents routiers**

Différentes techniques de gestion des incidents ont le potentiel de réduire considérablement la congestion routière. Ce chapitre s'intéresse à la Détection Automatique des Incidents (DAI). Pour parvenir à ce but, il est nécessaire d'acquérir une connaissance approfondie des incidents et de leurs effets sur le réseau. Notre principale observation est que l'historique des informations sur le trafic peut constituer une base de données intéressante que nous pouvons utiliser pour détecter automatiquement les incidents routiers. Ceci nous a mené à développer un nouveau système de détection automatique des incidents routiers basé sur l'utilisation des réseaux de neurones profonds.

Concevoir un réseau de neurones est une tâche compliquée nécessitant une expérience approfondie. En revanche, utiliser un réseau de neurones déjà prêt est beaucoup plus simple et rapide à mettre en œuvre. L'Apprentissage par Transfert (AT) est l'un des champs de recherche de l'apprentissage automatique qui vise à transférer des connaissances d'une ou de

plusieurs tâches sources vers une ou plusieurs tâches cibles. Il peut être vu comme la capacité d'un système à reconnaître et à appliquer des connaissances et des compétences, apprises à partir de tâches antérieures, sur de nouvelles tâches ou domaines partageant des similitudes. A cet égard, une deuxième solution basée sur la technique de transfert d'apprentissage pour une détection efficace des incidents routiers est proposée. Les résultats de simulation présentés à la fin de ce chapitre confirment l'efficacité des deux systèmes.

- **Chapitre 4 : Gestion intelligente de la circulation et priorisation des véhicules**

Les véhicules d'urgence sont essentiels pour la sécurité de la population. Cependant, ces véhicules opèrent dans des environnements fortement dynamiques et subissent des perturbations assez fréquentes. Ces perturbations sont dues à deux principaux facteurs. Le premier facteur réside dans l'arrivée dynamique des demandes de service tout au long de la journée. Le deuxième correspond aux variations dans les temps de parcours en référence à différents événements tels que les embouteillages, les accidents routiers, etc. Dans les systèmes d'urgence, la durée d'une intervention est un indice important de la qualité de service et des répercussions potentiellement négatives de l'événement, en particulier pour les cas graves. L'amélioration des temps de réponse aux incidents pourrait considérablement réduire les répercussions négatives et diminuer les taux de décès ou de pertes de biens. A cet égard, ce chapitre propose un système de routage intelligent capable de faciliter le déplacement des véhicules d'urgence dans un réseau congestionné, dans le but de diminuer au minimum leurs temps de réponse. En outre, pour leurs assurer un passage en toute sécurité, un système de contrôle intelligent des feux de circulation capable d'offrir une priorité élevée aux véhicules prioritaires, est également proposé. Les résultats de simulation montrent une meilleure performance du système proposé et confirment son efficacité à réduire évidemment le temps de réponse et assurer des déplacements rapides et sécurisés des véhicules d'urgence.

- **Chapitre 5 : Gestion intelligente du trafic routier et la communication véhicule-à-infrastructures**

La connaissance du futur proche en termes de trafic, permet aux exploitants d'améliorer et d'adapter le service offert aux usagers. C'est pourquoi toute recherche permettant d'améliorer cette connaissance mérite d'être entreprise. Partant de là, il nous est apparu intéressant de promouvoir une méthode de prédiction à court terme. Les méthodes de prédiction nécessitent le déploiement des capteurs pour surveiller les conditions de circulation. Cependant, l'installation de ces capteurs est souvent coûteuse et leur capacité à fournir des informations précises sur le trafic est limitée. En raison des progrès récents dans

les technologies des véhicules, de nombreux véhicules possèdent une capacité de communication sans fil. Cela permet aux véhicules de partager des informations en temps réel entre eux et avec les infrastructures routières. L'objectif de ce chapitre est la réalisation d'un modèle de prédiction de congestion fondé sur l'utilisation de la communication entre les véhicules et les infrastructures. Le modèle introduit un facteur de congestion sur la base de la logique floue pour le suivi de l'encombrement du trafic et pour être utilisé comme l'un des objectifs de l'optimisation multi-objectif des cycles des feux de signalisation afin d'éviter la formation des embouteillages.

- **Conclusion générale**

Nous terminons notre manuscrit par une conclusion et la présentation de quelques perspectives à nos travaux de recherche.

CHAPITRE 1

Les systèmes de transport intelligents : Etat de l'art

1.1. Introduction

L'homme depuis son existence a cherché des moyens pour lui faciliter ses déplacements. Le rêve est réalisé tout en construisant des puissantes infrastructures et inventant des moyens de transport diverses avec des capacités énormes. Cependant, ces avancées rapides couplées au désir de se déplacer de plus en plus rapidement, mènent à de nouvelles peines graves telles que les accidents, la pollution et les congestions. Pour faire face à ses problèmes, de nombreuses méthodes ont été proposées telles que les panneaux à message variable et l'accès au centre ville pour les véhicules avec des numéros immatriculés. De plus, pour satisfaire aux conditions de la mobilité durable, d'autres méthodes ont été proposées pour des décisions gouvernementales permettant de lutter contre la pollution en interdisant les jours de forte pollution, en favorisant l'utilisation des véhicules écologique et en donnant des avantages aux consommateurs sous la forme d'une réduction sur les taxes du carbone et les cotisations d'assurance.

Au début des années 1970, les chercheurs ont cherché à introduire l'intelligence dans les systèmes de transport, ce qui a donné une naissance à un nouveau domaine de recherche dénommé « Systèmes de Transport Intelligents » abrégé STI. Ces systèmes sont conçus pour apporter des réponses à des problématiques majeures telles que la congestion et les impacts environnementaux des activités de transport. Ils s'expriment globalement des attentes en matière d'efficacité, d'interaction avec les usagers, de sécurité et de sûreté de fonctionnement, d'accessibilité, d'intégration environnementale, de lutte contre le changement climatique, d'interopérabilité et de l'évolutivité. Ce sont donc des systèmes permettant aux individus de satisfaire leurs principaux besoins d'accès d'une manière équitable, sécuritaire et compatible avec la santé. Pour satisfaire également aux conditions de la mobilité durable, ces systèmes agissent de manière plus ou moins directe sur la consommation d'espace et de ressources, qui s'intègre au milieu et qui réduit les émissions de gaz à effet de serre ainsi que les déchets. Le but visé de cette thèse est d'optimiser aux mieux les coûts globaux liés au trafic routier et d'améliorer la mobilité et la qualité de vie des citoyens et d'augmenter la sécurité des réseaux logistiques et de transport, de leurs opérateurs et de leurs utilisateurs.

Dans ce chapitre, nous allons voir comment les outils informatiques peuvent être intégrés au domaine des transports par l'entremise des systèmes de transport intelligents.

1.2. L'intelligence artificielle et les systèmes de transport intelligents

Les systèmes de transport intelligents sont des nouvelles technologies appliquées aux réseaux de transport pour en améliorer la gestion et l'exploitation, aussi bien que les services aux utilisateurs. Les systèmes de transport intelligents désignent les systèmes permettant de traiter, d'analyser 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. Ces systèmes sont intégrés dans tous les modes de transport. Les véhicules et les infrastructures peuvent en être équipés. Leur principale fonction est alors d'aider la prise de décisions par les exploitants du réseau de transport et les autres utilisateurs.

Le domaine de recherche de l'intelligence artificielle a comme but de créer des entités intelligentes. Une notion importante en intelligence artificielle est la notion d'agent et son extension aux systèmes multi-agents. A la base, un agent se définit simplement comme quelque chose qui agit. Cependant, en informatique, un agent se distingue d'un programme par ses attributs supplémentaires comme le fait d'agir d'une façon autonome, de percevoir son environnement, d'être persistant pendant de longues périodes et de s'adapter aux changements. Pour sa part, un agent rationnel agit toujours d'une façon à obtenir le meilleur résultat. Un des exemples les plus communs lorsqu'on pense à l'intelligence artificielle est un ordinateur capable de jouer aux échecs. Ce type d'agent est un agent de résolution de problèmes : il prend un problème et un but donné, calcule la suite d'action à faire pour atteindre le but puis exécute cette suite d'action. Dans le cas de l'apprentissage machine, l'agent apprend à résoudre le problème en observant l'effet de ses actions dans l'environnement. Autrement dit, plutôt que de calculer la suite d'actions à faire pour arriver à un but donné, l'agent exécute des actions dans l'environnement, observe les résultats de ses actions et mémorise l'effet qu'elles ont sur l'environnement. Par la suite, lorsque l'agent veut atteindre son but, il utilise les connaissances apprises pour choisir les actions qui le mèneront à son but.

En regardant la définition des systèmes de transport intelligents, on remarque qu'elle se colle particulièrement bien à celle des agents : il y a une perception de l'environnement, prise

de décision, etc. Les domaines des systèmes de transport intelligents et de l'intelligence artificielle sont donc étroitement liés et il semble que les outils informatiques issus de l'intelligence artificielle sont adéquats au domaine de transport.

1.3. Objectifs des systèmes de transport intelligents

Les systèmes de transport intelligents ont pour objectif de répondre aux problèmes de société ciblés sur l'utilisation des transports. Ils sont adressés aux utilisateurs, qu'ils soient usagers de transports, gestionnaires, ou autorités organisatrices de transports afin de leur proposer différents services. Il est question donc de gain de temps, de minimisation des coûts principalement sur les énergies à utiliser, de croissance de productivité, aussi de sauver des vies et bien plusieurs autres objectifs de la politique publique sont atteints directement ou indirectement grâce aux STI et leurs services rendus aux utilisateurs. Un autre objectif des STI est la réduction de la pollution engendrée par les véhicules. Cela passe par un meilleur contrôle des rejets et par la mise en place de moteurs moins consommateurs de carburant. La question environnementale concerne également les infrastructures. Elles sont mises en place pour gérer la qualité de l'air, dont l'objectif est de détecter et de prévenir la pollution ainsi que de mettre en œuvre des stratégies pour minimiser les risques de contamination de l'air. La réduction de la pollution passe aussi par la diminution du transport individuel au profit du collectif. Les transports en commun permettent une meilleure fluidité de la circulation et un meilleur respect de l'environnement. Il est donc important d'améliorer ces moyens de transports que ce soit au niveau du temps de déplacement, de leur ponctualité ou de leur fiabilité.

1.4. Enjeux et défis des systèmes de transport intelligents

Les évolutions des STI posent de multiples défis : défis humains, technologiques, scientifiques, commerciaux et économiques. Sans omettre ceux, probablement, plus difficiles, d'ordre social, institutionnel et politique.

a. Homme et machine

La majorité des systèmes embarqués qui procurent un avantage en sécurité, peuvent également introduire un élément de risque ; il faut tendre vers un risque acceptable afin de contribuer valablement aux objectifs de la sécurité routière.

b. Intégration et interopérabilité

Un enjeu majeur qui engage l'avenir des STI est celui de l'intégration de différents systèmes monofonctionnels. Cette question se pose sous deux angles :

- un besoin d'intégration horizontale, à savoir qu'un même service offert dans différentes régions doit pouvoir être fourni de manière continue, dans un système unifié interopérable et transfrontalier ;
- un besoin d'intégration verticale, soit l'agrégation de services élémentaires, pour éviter les redondances, la multiplicité des interfaces homme-machine, etc.

c. Responsabilités

Comment, en cas de dysfonctionnement susceptible de causer un accident, partager les responsabilités entre le constructeur automobile, le fournisseur de logiciels ou de services, l'opérateur de communications, le gestionnaire routier et le conducteur ? et que dire d'un dysfonctionnement qui mettrait en cause la protection de la vie privée, à cause de la possibilité de suivi autorisée par les systèmes STI ?

d. Protection de la vie privée

Le développement des STI doit se réaliser dans le respect des libertés individuelles et sans déresponsabiliser le conducteur. Cependant, la protection de la vie privée risqué d'être mise à mal. Il faut donc définir les recommandations à appliquer aux nouveaux services en tenant compte des règles existantes concernant, par exemple, les péages autoroutiers.

e. Sécurité des informations

Puisque l'information constitue la base de la majorité des STI, il faut garantir une extrême fiabilité des serveurs d'informations, qui devront résister aux pannes, virus et autres piratages informatiques.

f. Adaptation du conducteur

La propagation des STI entraîne une transformation profonde des usagers et des pratiques en matière de conduite automobile, en particulier les systèmes d'information et d'assistance. De nombreuses fonctions des STI sont conçues pour faciliter et sécuriser la tâche de conduite :

- alléger les processus d'orientation,
- réduire le niveau de stress et la charge mentale du conducteur,
- favoriser l'anticipation vis-à-vis de situations critiques,

- pallier certaines latences de réaction et incertitudes de décision.

Cependant, les interrogations demeurent sur l'acceptabilité des STI par les conducteurs et sur les modifications de comportement qu'ils risquent d'engendrer. Il est nécessaire d'instaurer un observatoire qui analysera les effets psychologique et comportementaux résultant d'un rendement amélioré et d'un confort accru. L'analyse s'étendra aux effets d'une perte potentielle de certaines aptitudes, aux conflits entre l'individu et le système, aux difficultés qu'éprouveront certains segments de la population et à tout autre effet secondaire, difficile à pronostiquer mais pouvant influencer le niveau de sécurité. Il faut placer le conducteur au centre de la conception des STI. Les systèmes d'aide à la conduite, entre autres, doivent être conçus à partir des besoins et des usages. Les fabricants doivent s'assurer de leur pertinence et identifier en amont leurs effets potentiellement négatifs afin d'en limiter les conséquences.

g. Mobilité durable

La mobilité durable réfère à la mise en place d'une politique globale des déplacements qui applique les composants du développement durable aux transports. Elle repose donc sur un système de transport permettant aux individus de satisfaire leurs principaux besoins d'accès d'une manière équitable, sécuritaire et compatible avec la santé. Ainsi, ce système doit minimiser la consommation d'espace et de ressources, qui s'intègre au milieu et qui réduit les émissions de gaz à effet de serre ainsi que les déchets.

1.5. Contexte et Applications

Les systèmes de transport intelligents s'étendent à de nombreuses applications. En premier lieu, ces derniers sont majoritairement conçus pour fluidifier et gérer le trafic routier, notamment au niveau des intersections où ils peuvent directement agir sur les feux de signalisation [TAH18], également au niveau de la politique de stationnement, de l'information de l'utilisateur à tout niveau, et de l'utilisation de stratégies particulières afin de gérer les situations de danger. En second lieu, ces systèmes agissent de manière plus ou moins directe sur des enjeux modernes tels que la pollution, en réduisant l'émission de gaz à effet de serre.

Dans la littérature, l'entendue des STI est immense et se divise globalement en deux catégories: d'une part, ceux dont la contribution fait pleinement partie du domaine. D'autre part, ceux qui y contribuent sans pour autant y faire référence : modèles purement théoriques,

systèmes multi-agents, publications tantôt basées sur l'aspect matériel d'une technologie, tantôt sur les communications existantes.

1.5.1. Gestion des intersections

Le champ d'application des STI en milieu urbain est très large. En premier lieu, ils agissent sur les intersections en se chargeant d'appliquer une stratégie d'optimisation des feux de signalisation. Cette gestion va représenter un aspect essentiel de la fluidité du trafic. Ce problème est abordé par de nombreux auteurs, sous différents angles : théoriques (exemples : logique floue [LEE90], réseaux de neurones [SPA97, BIN01], ou encore algorithmes génétiques [CHE02, TAK02]), pratiques (exemple : mise en contexte avec placement de détecteurs [COL04]), spécifiques (exemple : étude de cas dans une résidence privée [LIA06]), techniques (exemple : étude matérielle [MIM07]).

1.5.2. Gestions des voies spéciales

Outre les intersections, les travaux insistent également sur la gestion des voies spéciales. Dans [HOU04] et [HOU07], les auteurs discutent des possibilités existantes afin de détecter les véhicules prioritaires et de leur céder la priorité en conséquence. Particulièrement, la détection par l'infrastructure, par un centre de contrôle vis signal GPS, par coopération avec une boîte de contrôle. Les auteurs de [HOU04] prennent en compte les arrêts que peuvent effectuer les bus. Ils introduisent un système basé sur un système de fermeture de porte allié à une détection par l'infrastructure, afin qu'un parcours donné soit correctement suivi. Dans [KES10], les auteurs se penchent sur le cas d'un réseau de capteurs sans fil, et les utilisent au niveau des arrêts de bus afin de pouvoir calculer des éléments tels que le temps moyen de parcours ou encore la prédiction de l'arrivée d'un bus à un certain arrêt. Dans [TAN06], les auteurs proposent un modèle où chaque bus embarquerait un capteur : chaque ligne de bus est alors représentée par un réseau véhiculaire, où des informations pourraient être échangées et des décisions prises. Enfin, dans [YAN08] les auteurs proposent d'utiliser un réseau de capteurs multi-sauts afin d'appréhender l'arrivée de bus au niveau d'une intersection et apporter de nouveaux paramètres aux feux de signalisation. Comme nous pouvons remarquer, la gestion des voies de bus est vue sous multiples aspects, et la notion de détecteur est souvent symbolisée par des capteurs sans fils souples et dynamiques vis-à-vis des tâches à gérer.

1.5.3. Gestion du stationnement

La gestion du stationnement est également primordiale et a une incidence directe sur la fluidité du trafic : il paraît logique de dire que l'utilisation de la véhicule en milieu urbain repose en partie sur le fait de savoir si oui ou non une place est disponible sur le lieu d'arrivée. Les STI peuvent aider à prendre des décisions, et également informer les utilisateurs ou encore contrôler les véhicules. Les détecteurs peuvent être utilisés afin de détecter la présence d'un véhicule sur une place, et calculer sa durée de stationnement. Une borne peut être associée à une place et dès lors qu'un véhicule s'y gare, un compte à rebours se déclenche pour une durée déterminée. Si cette durée est dépassée, les agents de la voie publique sont automatiquement prévenus. Nous pouvons également citer l'utilisation de panneaux à messages variables pour les parkings, systèmes très répandus qui indiquent le nombre de places disponibles.

1.5.4. La sécurité routière

Concernant la sécurité routière, les STI ont une grosse carte à jouer, principalement autour de deux catégories. D'une part, les systèmes hors véhicules permettant par exemple d'avertir l'utilisateur en cas de danger : vitesse d'un utilisateur trop élevée, congestions, travaux, accidents, véhicules en panne, stationnements gênants, conditions météorologiques mauvaises, dont l'objectif est d'influencer l'utilisateur. D'autre part, les systèmes sur-véhicule sont également nombreux et très développés, tels que la détection des piétons et d'obstacle, capots intelligents capables de se soulever en cas d'impact avec piéton, régulateur de vitesse, etc.

1.5.5. Gestion des ronds-points

Certains travaux abordent la gestion des ronds-points, en se basant sur les priorités existantes. Dans de nombreux pays, il est commun de donner la priorité aux usagers étant déjà à l'intérieur d'un rond-point. Dans [LIU11], les auteurs utilisent la mécanique des fluides afin d'étudier ce que pourrait donner une gestion des priorités différente. Les auteurs incorporent également des feux de circulation, afin de mesurer les avantages et les inconvénients procurés par l'utilisation de ces derniers.

Dans [SHA09], les auteurs utilisent la théorie des files d'attente autour de quelques modèles afin de calculer le temps moyen d'attente des utilisateurs pour chaque intersection, avant d'entrer dans un rond-point. Dans [ZEN09], les auteurs souhaitent gérer les flux de circulation d'un rond-point à l'aide de feux tricolores installés à des endroits stratégiques. Ils

proposent de baser le timing des feux en fonction d'une base de données historique, afin d'identifier les heures de pointes. Enfin, citons [ZHE10], où les auteurs proposent d'analyser trois approches afin de fluidifier le trafic dans les ronds-points: avec des signaux de ralentissement à l'arrivée, avec des feux de signalisation à l'arrivée, et avec des feux de signalisation à la fois à l'arrivée mais également à l'intérieur du rond-point, lorsqu'un usager prend la voie de gauche. Il apparaît clair que la troisième méthode reste la plus efficace en cas de fort trafic, mais pas nécessairement dans les autres cas.

1.5.6. La pollution

Concernant la pollution, les STI peuvent aider à réduire l'énergie et l'émission des gaz à effet de serre provoquée par les véhicules, ceci au travers de plusieurs points. Tout d'abord, la connaissance apportée par les STI peut influencer l'utilisateur à prendre les transports en commun, moins consommateurs et qui ont tendance à aller vers l'écologie. Egalement, la gestion du trafic routier permet d'optimiser les déplacements et une viabilisation des temps de parcours ; réduction des congestions en conséquence, des séquences d'arrêts et de reprises qui sont les sources de consommation de carburant et d'émission de gaz à effet de serre. Enfin, le comportement des conducteurs joue également un rôle majeur sur la consommation de carburant. Au travers des systèmes informatiques, les STI peuvent contribuer à l'apprentissage de valeurs écologiques auprès de l'utilisateur.

1.6. Les différentes techniques de mesure des paramètres de trafic

On distingue généralement trois catégories de capteurs : les systèmes intrusifs, les systèmes non-intrusifs et les systèmes basés sur l'utilisation des communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule. Le présent chapitre décrit brièvement les principes des capteurs intrusifs et non-intrusifs. Le rapport [SET12] présente plus de détails.

1.6.1. Les capteurs intrusifs

Les capteurs intrusifs sont la plupart de temps des boucles inductives, placées dans chaque voie de circulation, qui vont réagir au passage des véhicules. La mise en place d'une double boucle permet de mesurer également la vitesse et la longueur des véhicules. Parmi les capteurs intrusifs, on trouve :

- les capteurs à boucles électromagnétiques (boucles traversées par un faible courant dont les variations magnétiques induites par les véhicules impliquent une variation de courant dans la boucle) ;
- les capteurs magnétiques (capteurs intrusifs qui détectent le champ magnétique des véhicules passant au-dessus de la chaussée de manière passive).

L'inconvénient majeur des boucles inductives est la nécessité d'intervenir dans la route et donc de perturber la circulation pour l'installation et la maintenance. De plus, elles sont limitées à des fonctions de comptage, de mesure et de classification individuelle par bande de circulation.

1.6.2. Les capteurs non-intrusifs

Un capteur non-intrusif est un élément installé en accotement de chaussée, sur mâts ou portiques. Pour ce type d'équipements, il n'est a priori pas nécessaire d'effectuer de travaux sur la chaussée. Pour autant il est parfois nécessaire d'installer le support, même si les supports existants peuvent souvent être mutualisés.

On peut schématiquement distinguer cinq familles de capteurs selon le type de signal utilisé :

- les capteurs qui émettent des ultrasons et en réceptionnent les échos ;
- les capteurs soniques qui récupèrent le bruit ambiant de la circulation ;
- les capteurs laser qui envoient un signal infrarouge et réceptionnent sa réflexion ;
- les radars ponctuels qui envoient des ondes radios et les réceptionnent après contact avec les véhicules ;
- les caméras vidéo qui enregistrent un flux d'images continu et les traitent. Le principe est de détecter tout objet statique présent sur les voies de circulations (cas d'une véhicule en panne) ou tout objet en mouvement qui n'est pas un véhicule (cas d'un piéton présent sur la chaussée).

1.6.3. Les communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule

La communication est définie comme tout échange d'information entre les entités formant le réseau routier et les entités empruntant ce réseau. Il peut s'agir de feux de signalisation, de véhicules ou simplement de bornes placés sur le bord de la route. Pour communiquer, les entités doivent utiliser un ou plusieurs protocoles ainsi qu'un ou plusieurs

médias de transmission. Plusieurs recherches ont été faites dans le domaine des réseaux sans fil pour trouver des meilleurs protocoles et technologies à utiliser pour le domaine des systèmes de transport intelligents. Dans ce qui suit, nous allons faire le tour des principes de base de la communication en informatique. Par la suite, nous allons présenter les communications sans fil, les réseaux mobiles et les communications inter-véhicules et véhicules-à-infrastructure.

1.6.3.1. Communication entre ordinateurs

Les communications véhicule-à-véhicule et véhicule-à-infrastructure est un domaine complexe qui se subdivise en plusieurs champs de recherche : les ondes radio, les protocoles de routage, les types de message, etc. Pour bien comprendre ses enjeux et ses notions, il est important de revenir sur les notions de communication entre ordinateurs, c'est-à-dire sur les réseaux d'ordinateurs.

Commençons par les principes de base des architectures réseau. Afin de réduire la complexité de la conception, la plupart des réseaux sont organisés en strates, appelées couches ou niveaux, chacune étant placée au dessus de la précédente. Le rôle de chaque couche est de fournir des services à la couche immédiatement supérieure tout en lui dissimulant les détails d'implémentation. La couche n d'une machine dialogue avec la couche n d'une autre machine. Les règles et les conventions qui gouvernent cette communication sont groupées collectivement sous le nom de protocole de couche n . L'échange de données se fait uniquement sur le support physique utilisé par la couche inférieure de chaque machine. Ce support physique peut être des câbles ou encore l'espace pour la transmission sans fil. Essentiellement, un protocole est une convention acceptée par les parties communicantes sur la façon dont leur dialogue doit prendre place. L'ensemble des protocoles utilisés par un certain système est appelé pile de protocole.

1.6.3.2. La communication sans fils

L'arrivée d'ordinateurs et de dispositifs portables a rapidement fait naître le besoin d'être connecté à Internet sans avoir à se brancher par un câble réseau. Divers groupes de travail se sont donc penchés sur cette question et ont choisi comme solution l'approche la plus simple : équiper des ordinateurs portables d'émetteurs radio à faible portée pour leur permettre de communiquer. Le comité IEEE qui s'occupait déjà de la normalisation des LAN « Local Area Network » filaires s'est vu confier la tâche de définir une norme pour les LAN sans fil. C'est ainsi qu'est née la norme 802.11, communément appelée WiFi « Wireless

Fidelity ». La norme WiFi prévoit deux modes de fonctionnement : avec ou sans station de base. On parle généralement de réseaux avec points d'accès ou bien de réseaux ad hoc pour définir respectivement ces deux modes. La station de base pour le premier mode peut être un routeur sans fil comme ceux que l'on trouve dans les maisons ou encore des points d'accès commerciaux présents dans les édifices publics. Dans le cas des réseaux ad hoc, les ordinateurs communiquent directement entre eux sans qu'une station unique régisse les dialogues. Chacun de ces deux modes a une place importante dans la recherche sur les communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule.

1.6.3.3. Applications des communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule

Plusieurs applications installées dans les véhicules pourront bénéficier de la technologie de communication. Tout d'abord, on retrouve les applications utilisant la communication inter-véhicules. Ces applications se basent sur le partage entre véhicules des informations provenant des capteurs. Les véhicules peuvent communiquer leurs intentions, leurs statuts ou encore des informations sur l'état des routes (conditions routière, trafic, etc.). L'autre type de communication dans le domaine de transport est la communication infrastructure-à-véhicule. Ce type de communication sert principalement à fournir de l'information au véhicule à propos des routes et de la signalisation qui l'entourent. Les applications qui utilisent cette technologie peuvent alors avertir le conducteur des risques avoisinants.

Les principales applications des communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicules peuvent être classées en trois catégories :

- i. Applications pour la sécurité routière : La sécurité routière est devenue une priorité dans la plupart des pays développés. Cette priorité est motivée par le nombre croissant des accidents sur les routes associé à un parc de véhicules de plus en plus important. Dans le but de faire face aux accidents et d'assurer la sécurité des déplacements. A l'aide des communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule, nous pouvons prévenir les collisions et les travaux sur les routes, détecter les obstacles et de distribuer les informations météorologiques.
- ii. Applications pour les systèmes d'aide à la conduite : Pour faciliter la conduite autonome et apporter un support au conducteur dans des situations particulières, les communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicule peuvent aider aux dépassements de véhicules, prévention des sorties de voies en ligne ou en virage, etc.

- iii. Applications de confort du conducteur et des passagers : En particulier les services de communications et d'informations des utilisateurs comme l'accès mobile à l'Internet, la messagerie, le chat inter-véhicules, les jeux en réseaux, etc.

Dans la suite de cette partie, nous nous limitons à la description de quelques services et exemples d'application des systèmes de communication.

- Alerte en cas d'accident : Dans le cas d'un accident routier, ce service permet d'avertir les véhicules se dirigeant vers le lieu de l'accident que les conditions de circulation se trouvent modifiées et qu'il est nécessaire de redoubler de vigilance. Egalement, en cas de densité réduite de véhicules, il est nécessaire de conserver l'information pour pouvoir la retransmettre si un véhicule entre dans la zone de retransmission. Les messages de sécurité devront être émis à des périodes régulières et être de taille réduite pour être transmis le plus rapidement possible. De plus, chaque message devra comporter les coordonnées du lieu d'accident et les paramètres de la zone de retransmission.
- Alerte en cas de ralentissement anormal : Ce service permet d'avertir les automobilistes des situations de circulation particulières. Quelque soit la nature des difficultés, l'information renseigne l'automobiliste qu'il est nécessaire de ralentir. Le message d'alerte est émis par un véhicule ou une infrastructure détectant les difficultés de circulation. Ce message informant d'un ralentissement doit être transmis aux autres véhicules d'une façon efficace et rapide.
- La conduite collaborative : La conduite collaborative est un concept qui améliore considérablement la sécurité du transport routier, en plus de réduire le nombre de victimes lors des accidents impliquant des véhicules automobiles. Cette innovation est basée sur un échange de renseignements entre des véhicules munis d'instruments leur permettant de percevoir ce qui les entoure et de collaborer en groupes formés dynamiquement. Ces groupes peuvent élaborer une stratégie de conduite collective exigeant peu ou pas d'interventions de la part des conducteurs.
- Gestion des espaces libres dans les parkings : Ce service permet de rassembler des informations sur la disponibilité de l'espace de stationnement dans les parkings et de coordonner entre les automobilistes afin de les guider aux espaces libres.

1.7. Modélisation par un système multi-agents

Le concept agent prend une signification différente, selon le contexte dans lequel il est utilisé. Ici, ce terme est utilisé dans le contexte de l'intelligence artificielle. Un système possédant un seul agent est dit un système mono-agent. Lorsqu'il y a plus d'un agent, on parle de système multi-agents.

Les systèmes multi-agents sont une technologie qui s'inscrit dans le domaine de l'intelligence artificielle. Cette technologie peut être considérée comme étant de l'informatique distribuée qui est particulièrement intéressante à utiliser dans des environnements de nature distribuée et dynamique tels que les réseaux routiers.

Un système multi-agents (SMA) est un ensemble des entités matériels ou logicielles. Ces entités ont la capacité de fonctionner dans leur environnement pour atteindre leur objectif à travers le partage des connaissances et la prise de l'initiative. Même un seul agent peut fonctionner en tant que système en faisant réagir et interagir avec son environnement.

1.7.1. Organisation d'un système multi-agents :

Selon [FER99], un SMA est un système qui se compose des éléments suivants :

- un environnement qui est le milieu des interactions ;
- un ensemble d'objets qui sont situés à une position donnée dans l'environnement. Ces objets sont passifs, ce qui signifie qu'ils peuvent être perçus, créés, détruits ou modifiés par les agents ;
- un ensemble d'agents, qui sont des objets particuliers représentant les entités actives du système ;
- un ensemble de relations qui relient les objets les uns aux autres ;
- un ensemble d'opérations, ce qui rend possible pour les agents de percevoir, de produire, de consommer, de transformer et de manipuler des objets.

1.7.2. Interactions entre agents

Un agent peut agir sur le monde qui l'environne, c'est à dire sur les autres agents présents dans son univers et sur l'environnement lui-même. Cette intervention peut prendre la forme d'une modification de l'état des autres agents qu'il côtoie, que ce soit au niveau de leurs connaissances ou au niveau de leur activité. Un agent relié à un système physique peut même influencer sur un environnement autre qu'informatique. L'ensemble des actions réalisables par

un agent s'appelle interaction. Une telle importance est donnée à cette caractéristique, parce qu'un agent sans interaction avec d'autres agents n'est plus qu'un corps isolé, qu'un système de traitement d'information, dépourvu de caractéristiques adaptatives. Dans une telle éventualité, le SMA présenterait les mêmes lacunes que les systèmes experts sans toutefois en avoir tous les avantages. Ainsi, le concepteur d'architecture multi-agents doit définir des modes de comportement individuel de sorte que les répercussions au niveau du système tout entier, n'aboutissent pas à l'anarchie mais à un comportement harmonieux et cohérent. Ceci se traduit par la définition de nombreux protocoles régissant la vie collective des agents.

1.7.3. Communication entre agents

Les agents ont besoin de communiquer pour pouvoir interagir et échanger de l'information. Ils peuvent interagir soit en accomplissant des actions linguistiques (en communiquant entre eux), soit en accomplissant des actions non-linguistiques, qui modifient leur environnement. En communiquant, les agents peuvent échanger des informations et coordonner leurs activités. Dans les SMA, deux stratégies principales ont été utilisées pour supporter la communication entre agents : les agents peuvent échanger des messages directement, ou ils peuvent accéder à une base de données partagée appelée tableau noir, dans laquelle les informations sont postées. Les communications sont à la base des interactions et de l'organisation sociale d'un SMA.

Il existe plusieurs langages de communication, qui se basent sur des actes avec des locutions comme « demander » ou « commander ». Le plus connu parmi ces langages est le KQML, « Knowledge Query Manipulation Language », et FIPA-ACL, « Foundation for Intelligent Physical Agent-Agent Communication Language ». Ces deux langages de communication entre agents, ont émergé des efforts de standardisation de la communauté des systèmes multi-agents.

FIPA-ACL est syntaxiquement similaire à KQML, mis à part certains noms de primitives réservées. La particularité de FIPA-ACL consiste en un ensemble de messages avec une sémantique associée, c'est-à-dire les conditions que doivent respecter l'expéditeur et les effets attendus sur le destinataire.

1.7.4. L'environnement

L'environnement est l'espace dans lequel sont plongés les agents. Il possède sa propre dynamique et ses propres états mais, contrairement aux agents, l'environnement ne possède

pas de processus de décision. D'une manière générale, si les agents ne peuvent percevoir qu'une partie limitée de l'environnement, ce dernier, quant à lui, a connaissance de tous les agents présents en son sein.

L'environnement est un élément important dans le SMA. En effet, c'est grâce à lui que les agents peuvent coexister et interagir. Ce dernier est en effet considéré comme le médium des interactions. Il doit pouvoir être perçu par les agents et ces derniers doivent pouvoir agir dessus et interagir au travers. En fait, deux principales et différentes visions peuvent être adoptées lors de la définition du concept d'environnement de SMA: une vision classique attachée toujours avec intelligence artificielle, et une vision plus récente qui a grandi dans le contexte de l'ingénierie des logiciels orientés agent « Agent-Oriented Software Engineering (AOSE) » [ODE03]. Dans la vision classique, la notion d'environnement est utilisée pour identifier le monde extérieur et qui est perçue et sollicitée par les agents au cours du temps, dans le but de remplir leurs tâches. Contrairement à cette vision, les récentes œuvres dans le contexte de AOSE, ont introduit l'idée de l'environnement comme une abstraction de première classe pour l'ingénierie des SMAs à savoir un endroit approprié, où on peut encapsuler des fonctionnalités et les services des activités des agents. Dans cette dernière vision, l'environnement n'est pas seulement la cible des actions, le récepteur et le générateur de percepts de l'agent mais aussi une partie du SMA qui peuvent être conçus de manière appropriée afin d'améliorer le développement global du système.

Les responsabilités et les fonctionnalités des environnements peuvent être résumées par les trois différents niveaux suivants identifiés dans [CHI04]:

- Un bas niveau ou le niveau de base, où l'environnement est exploitée pour simplement permettre aux agents d'accéder au contexte de déploiement, les données, les ressources matérielles ou logicielles externes avec lesquelles le SMA interagit (capteurs, un réseau, une base de données, un service Web, etc.);
- Un niveau d'abstraction qui exploite une couche d'abstraction d'environnement pour combler le fossé conceptuel entre l'abstraction d'agent et les détails de bas niveau du contexte de déploiement.
- Un niveau d'interaction-médiation, où l'environnement est exploitée à la fois pour régler l'accès aux ressources partagées, et la médiation de l'interaction entre les agents.

Ces niveaux représentent les différents degrés de fonctionnalité que les agents peuvent utiliser pour atteindre leurs buts.

1.7.5. Domaines d'application des systèmes multi-agents

Les systèmes multi-agents sont appliqués à de nombreuses branches de l'informatique telle que la robotique, les systèmes coopératifs, les systèmes experts, les systèmes distribués, la commerce électronique, les télécommunications, etc. Ils concernent notamment les systèmes industriels complexes comme les entreprises en réseaux ou les entreprises virtuelles.

Les systèmes multi-agents sont utilisés dans trois grandes familles de logiciels ayant des finalités différentes :

- la simulation : l'ensemble des applications multi-agents pour la simulation modélisent et reproduisent des phénomènes du monde réel, afin de comprendre ou d'expliquer leur comportement. ce sont par exemple, des applications de simulation de phénomènes sociaux, environnementaux, éthologiques...
- la résolution : la résolution regroupe l'ensemble des applications issues de l'intelligence artificielle distribuée. dans ce cadre, l'objectif de l'application est de mettre en œuvre un ensemble de techniques pour que des agents, résolvant une partie ou l'ensemble du problème, participent de manière efficace et cohérente à la résolution du problème global pour lequel l'application a été élaborée. On trouve un ensemble d'applications liées à des problèmes d'optimisation pour lesquels une solution centralisée est inadaptée, mais aussi différentes applications de supervision de réseaux de télécommunications ou de réseaux de transport.
- l'intégration : les applications d'intégration sont de plus en plus nombreuses et impliquent une hybridation de l'informatique avec les êtres humains et les automatismes. Leur principal objectif est d'intégrer des logiciels existants, des êtres humains et des systèmes mécaniques et de faire inter opérer l'ensemble de manière cohérente et flexible. Ces applications ont traité notamment au commerce électronique, au collecticiel ainsi qu'à l'informatique diffusée.

Plus précisément, les systèmes multi-agents s'intéressent à des systèmes présentant généralement les caractéristiques suivantes :

- distribution spatiale et fonctionnelle : les différentes composantes du système ainsi que leurs fonctionnalités associées peuvent être situées à des endroits séparés.
- décentralisation : un contrôle centralisé permettant de gérer tous les traitements du système n'existe pas ou n'est pas souhaité.

- hétérogénéité : les données qui sont traitées et les décisions qui sont prises peuvent concerner différents domaines complètement différents et indépendants les uns des autres.
- ouverture ; des entités peuvent s'insérer ou se retirer du système à tout moment en cours de fonctionnement.

1.8. Les outils de développement des systèmes multi-agents

Un système multi-agents peut être construit à partir d'un langage de programmation orienté objet tel que JAVA. Cependant, il existe beaucoup d'outils de développement des systèmes à base d'agent disponible où le processus de développement de ces systèmes a été simplifié, tels que : JADE, TRACY, SPRINGS, ZEUS, VOYAGER et SKELETON. Dans le choix d'une plateforme open-source pour le développement d'une application, il est important de choisir celle qui est fondée sur une norme commune. La norme établie pour les systèmes à base d'agent est la norme IEEE de la Fondation d'agent Physique Intelligent (APIE). L'utilisation d'une plateforme de développement d'une norme bien connue permettra de faciliter l'interopérabilité entre les différents systèmes, ce qui entraîne une applicabilité universelle. Par conséquent, les principaux critères de sélection de la meilleure plate-forme adaptée aux travaux de cette thèse sont conformes aux normes de l'APIE.

Dans l'application d'un SMA pour modéliser ou simuler un système de transport, la plateforme doit être fiable et capable de simuler un tel système complexe qui nécessite des réactions et des performances en temps réel. Dans [CAM05 - SHA05], l'analyse de la performance de ces outils de développement a été complètement discuté en termes de temps pris pour l'analyse et la conception, la génération de code, l'intégration avec le code externe, le temps de réponse, le nombre de messages échangés entre les agents, etc. En se basant sur ces évaluations, JADE est l'outil le plus approprié pour simuler les travaux de cette thèse.

1.9. La planification et la décision dans les systèmes multi-agents

L'interaction entre plusieurs agents autonomes donne lieu à des environnements très dynamiques et non déterministes, ce qui contribue à la complexité dans des applications telles que les systèmes de transport intelligents. En raison du grand nombre de situations, il est impossible de prévoir et programmer le comportement optimal pour tous les agents d'avance.

Par conséquent, il devient essentiel pour le succès d'un système que les agents peuvent suivre le comportement optimal et faire face à des nouvelles situations ou circonstances. Dans les dernières décennies, les chercheurs dans les domaines de l'intelligence artificielle sont inspirés beaucoup de la nature et ses entités rationnelles et non rationnelles dans le but de produire leur comportement d'une manière numérique et de l'exploiter dans le guidage de tout système artificiel que ce soit avec une existence physique ou virtuelle. Comme résultat de ces recherches, une large gamme d'algorithmes et de techniques sont maintenant disponibles pour le guidage, la prise de décision et la planification dans le domaine des SMA's tels que :

- l'apprentissage artificiel ;
- les systèmes experts et la logique floue ;

1.9.1. Les techniques de l'apprentissage artificiel

L'apprentissage artificiel s'inscrit naturellement dans le paysage de l'intelligence artificielle. Il en apparaît comme une composante cruciale lorsque l'intelligence de la machine dépend autant de ses connaissances que de ses capacités de raisonnement. L'apprentissage artificiel, partant de ce qui est aisément accessible, cherche à construire automatiquement des connaissances, règles ou modèles. La finalité de ces connaissances est de permettre la prise automatique de décisions ou la compréhension par l'expert du phénomène illustré par les exemples.

Généralement, il existe trois types d'apprentissage, que nous présentons en détails par la suite:

- supervisé,
- non-supervisé,
- par renforcement.

1.9.1.1. L'apprentissage supervisé

La formulation du problème de l'apprentissage supervisé est simple : on dispose d'un nombre fini d'exemples d'une tâche à réaliser, sous forme de paires (entrée, sortie désirée), et on souhaite obtenir, d'une manière automatique, un système capable de trouver, d'une façon relativement fiable, la sortie correspondante à toute nouvelle entrée qui pourrait lui être présentée.

On distingue en générale trois types de problèmes auxquels l'apprentissage supervisé est appliqué. Ces tâches diffèrent essentiellement par la nature des paires (entrée, sortie) qui y sont associées :

- classification : dans les problèmes de classification, l'entrée correspond à une instance d'une classe, et la sortie qui y est associée indique la classe.
- régression : dans les problèmes de régression, l'entrée n'est pas associée à une classe, mais dans le cas général, à une ou plusieurs valeurs réelles.
- séries temporelles : dans les problèmes de séries temporelles, il s'agit typiquement de prédire les valeurs futures d'une certaine quantité en connaissant ses valeurs passées ainsi que d'autres informations.

1.9.1.2. *L'apprentissage non-supervisé*

Dans l'apprentissage non-supervisé, il n'y a pas de notion de sortie désirée. On dispose seulement d'un nombre fini de données d'apprentissage, constituées d'entrées, sans qu'aucun label n'y soit rattaché.

On distingue en générale trois types de problèmes auxquels l'apprentissage non-supervisé est appliqué :

- Estimation de densité : dans un problème d'estimation de densité, on cherche à modéliser la distribution des données. L'estimateur obtenu doit pouvoir donner un bon estimé de la densité de probabilité à un point de test issu de la même distribution que les données d'apprentissage.
- Partitionnement : un algorithme de partitionnement tente de partitionner l'espace d'entrée en un certain nombre de classes en se basant sur un ensemble d'apprentissage fini ne contenant aucune information de classe explicite. Les critères utilisés pour décider si deux points devraient appartenir à la même classe ou à des classes différents sont spécifiques à chaque algorithme, mais sont très souvent liés à une mesure de distance entre points.
- Réduction de dimensionnalité : le but d'un algorithme de réduction de dimensionnalité est de parvenir à résumer l'information présente dans les coordonnées d'un point en haute dimension par un nombre plus réduit de caractéristiques. Le but espéré est de préserver l'information importante, de la mettre en évidence en la dissociant du bruit, et possiblement de révéler une structure sous-jacente qui ne serait pas immédiatement apparente dans les données d'origine en haute dimension.

1.9.1.3. L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement a pour but d'apprendre, à partir des expériences, ce qu'il convient de faire en différentes situations, de façons à optimiser une récompense quantitative au cours du temps.

Un paradigme classique pour présenter les problèmes d'apprentissage par renforcement consiste à considérer un agent autonome, plongé au sein d'un environnement, et qui doit prendre des décisions en fonction de son état courant. En retour, l'environnement procure à l'agent une récompense, qui peut être positive ou négative. L'agent cherche, au travers des expériences itérées, un comportement décisionnel optimal, en ce sens qu'il maximise la somme des récompenses au cours du temps. La particularité et la difficulté du cadre de l'apprentissage par renforcement est que les décisions prises par l'algorithme influent sur l'environnement et les observations futures.

1.9.2. Les systèmes experts et la logique floue

Un système expert est un système d'aide à la décision permettant de modéliser le raisonnement humain. Les résultats les plus aboutis de l'intelligence artificielle concernant la résolution par une machine de problèmes complexes dans un domaine délimité de compétences est la démarche des systèmes experts ; les connaissances des experts humains sont explicitées symboliquement sous forme de règles d'inférences que la machine peut ensuite appliquer à une situation réelle. Il existe plusieurs applications opérationnelles, telles que le jeu d'échecs ou l'aide au diagnostic médical. Non seulement ces systèmes peuvent traiter un problème, mais ils sont également capables d'expliciter le raisonnement détaillé permettant d'aboutir au résultat. En outre, les plus perfectionnés d'entre eux sont à même de nuancer leurs conclusions, en recourant à la "logique floue".

Formellement, un système expert consiste dans les modules suivants:

- les bases de connaissances: qui contient une base de faits et une base de règles, représentant le savoir et le savoir-faire. La base de faits intègre deux types de faits : les faits permanents du domaine et les faits déduits par le moteur d'inférences qui sont propres au cas traité.
- un moteur d'inférences : un ensemble de règles "si - alors" permettant des inférences sur les faits stockés dans les bases de connaissance et de faits à examiner. Contrairement aux langages informatiques établis (Java*, C, Pascal*, Fortran*, etc.). Ces règles ne sont pas assujetties à un ordre d'application fixe sauf si l'ordre est explicitement spécifié.

Les types d'un système expert sont :

- i. un système d'interprétation de données : c'est un système capable de classifier de nouvelles observations par référence à des observations pré-stockées.
- ii. un système de prédiction : c'est un système qui effectue une interprétation prédictive à partir d'observations pré-stockées.
- iii. un système de planification : c'est un système capable de planifier des actions humaines ou robotiques dans un univers complexe caractérisé par des contraintes ou règles connues.
- iv. un système de conception : c'est un système de configuration ou de découverte selon un cahier des charges précis.

La logique floue est un type de modélisation qui s'intéresse à la prédiction d'une variable catégorielle Y au sens où elle n'est pas objectivable. Ce cadre sort de la statistique classique dans lequel la valeur de la variable Y est objectivable. L'application de la logique floue revient à tenter d'appliquer un raisonnement proche de la pensée humaine :

- i. les variables prédictives sont catégorielle avec des modalités subjectives et non pas de données objectivables. Ces variables catégorielles sont appelées « variables linguistiques ». Dans le cadre statistique usuel, la variable continue initiale peut être discrétisée pour donner des intervalles distincts. La logique floue vise à prendre en compte les incertitudes qui existent au voisinage des seuils.
- ii. une donnée peut appartenir à plusieurs modalités d'une même variable. Les classes définies ne partitionnent donc pas l'ensemble des possibles car elles peuvent se recouper.
- iii. la logique floue intègre un ensemble de règles permettant d'attribuer une sortie à une entrée.

Le fonctionnement peut se résumer en trois grandes étapes :

- i. la fuzzification : transformation des variables en variables floues, appelées aussi variables linguistiques, en leur associant des lois de véracité. Ce procédé s'apparente à la définition de lois a priori en statistiques bayésiennes. La différence dans ce cadre est que la somme des véracités n'est pas tenue de valoir 1.
- ii. l'inférence floue : construction de règles basées sur les variables linguistiques, attribution d'une véracité à chaque règle, puis agrégation des règles pour obtenir un résultat unique.
- iii. la defuzzification : passage d'un résultat linguistique à un résultat chiffré.

1.10. Conclusion

La mobilité et le transport urbains, composantes essentielles d'une gestion durable d'un territoire, constituent un défi incontournable pour les villes. Pour assurer un développement durable, inclusif et économiquement efficace, l'enjeu est de limiter la congestion qui paralyse les villes et s'accompagne d'une pollution croissante de l'air, d'émissions de gaz à effet de serre et d'une forte mortalité routière. Dans les agglomérations en forte croissance, il devient urgent d'améliorer les systèmes de transport actuels et de proposer des solutions alternatives plus capacitaires et économes en termes d'espace et de carbone, et en même temps abordables et adaptées aux besoins des habitants.

Ce chapitre commence avec une brève présentation des systèmes de transport intelligents. Ensuite, nous avons fait un tour de ce que pouvaient proposer concrètement l'intelligence artificielle et les systèmes de transport intelligents en milieu urbain. Nous avons vu qu'ils peuvent exercer une influence véritable sur la gestion des questions actuelles liées au transport. Ils peuvent contribuer à la diminution de l'impact environnemental du trafic, à l'optimisation des infrastructures routières, à la réduction des congestions et l'amélioration de la sécurité des usagers de transport. Nous avons aussi vu le fonctionnement sommaire des agents et comment ceux-ci peuvent être intégrés au domaine des transports par l'entremise des systèmes de transport intelligents.

De nombreux travaux ont été menés ces dernières années et une large gamme de mécanismes ont été proposés. Néanmoins, la plupart d'entre eux souffrent toujours de problèmes de gestion de circulation face à la complexité de certains problèmes. Les chapitres suivants présentent de nouveaux systèmes de transport intelligents, efficaces et écologiques que les solutions actuelles permettant d'améliorer les conditions de circulation aussi bien en termes de réglementation qu'en termes d'infrastructure.

CHAPITRE 2

Gestion intelligente de la congestion du trafic routier urbain

2.1. Introduction

La congestion routière est un phénomène qui touche les grandes agglomérations mondiales. Elle vient principalement de l'augmentation massive du nombre de véhicules personnels au cours des dernières décennies. Les infrastructures routières ont vite atteint leurs capacités maximale et la construction de nouvelle routes est limitée par des contraintes politiques, économiques, sociales et environnementales [PAP00]. Dans [BUL04], la congestion est définie comme le résultat de la friction ou de l'interférence mutuelle entre les véhicules dans le flux de trafic. A un niveau peu élevé de trafic, les véhicules peuvent circuler librement selon leurs vitesses désirées, les vitesses permises, la fréquence des intersections, etc. Cependant, à un niveau plus élevé de trafic, chaque véhicule ajouté au flux existant interfère avec ceux déjà présents. C'est ainsi que débute le phénomène de congestion. Plus formellement, la congestion est la situation où l'introduction d'un véhicule additionnel dans le flux augmente le temps de déplacement des autres.

Les feux de signalisation jouent un rôle important dans la gestion de congestion en milieu urbain. Ils permettent d'assurer la sécurité des usagers de la route en partageant dans le temps l'utilisation d'un même espace entre des flux conflictuels et de gérer l'écoulement de la demande par le choix des durées de chaque couleur et par la synchronisation des feux entre eux. Différentes méthodes et une multitude d'outils existent pour assurer cette gestion par les feux. Le plan de feux prédéterminé reste la base du système de gestion de la plus grande majorité de villes. Cette méthode assure une adaptation du trafic non négligeable et une efficacité réelle dans de larges plages de fonctionnement, dans la mesure où le suivi et une maintenance du système sont assurés. Néanmoins, depuis une vingtaine d'années, une nouvelle famille de systèmes adaptatifs est apparue offrant davantage de souplesse dans le choix des états de feux et permettant de s'adapter à l'évolution du trafic. Cependant, face à la gravité de certaines situations, la gestion dynamique des feux reste une approche insuffisante devant les répercussions sérieuses sur la mobilité urbaine. Dans ce cas, un système de réacheminement des véhicules devient nécessaire afin d'équilibrer la charge et de réduire le risque de congestions secondaires.

Notre premier axe de recherche s'est concentré sur la gestion de la congestion routière vu ses effets indésirables à tous niveaux : personnels, professionnels et sociaux. Notre objectif premier est d'apporter une solution au problème de circulation en situation saturée. Dans des conditions allant jusqu'à la saturation, les techniques d'optimisation doivent prendre en compte des critères ayant directement rapport aux caractéristiques de la saturation tels que la taille des files d'attente comme objectif ou contrainte. Nous constatons deux axes empruntés par la littérature : certains travaux tentent d'allouer aux véhicules les plus en difficulté des ressources temporelles, tandis que d'autre tentent de leur allouer des ressources spatiales. Comme exemple d'allocation de ressources temporelles, certains travaux proposent d'allouer le temps inutilisé par les phases non saturés sur les phases possédant plus de véhicules. D'autres auteurs se sont penchés sur l'utilisation de la place disponible sur le réseau routier. Dans notre travail, nous avons considéré les deux axes. Notre stratégie vise à contrôler dynamiquement les feux de signalisation d'une façon à maximiser le taux d'écoulement des véhicules les plus en difficulté et minimiser leurs temps d'attente. La stratégie a pour objectif également d'appliquer un réacheminement intelligent des véhicules en cas de gravité en choisissant soigneusement et à la fois le chemin le plus court et le moins utilisé, afin d'équilibrer la charge et de minimiser le risque de déplacer la congestion d'un endroit à un autre. Ceci est à base de l'utilisation d'une optimisation intelligente par essaim de particules. Nous avons accordé une installation supplémentaire de l'intelligence à l'essaim particulaire en utilisant Q-Learning. L'idée est d'accorder la possibilité de choisir les paramètres appropriés à chaque particule de l'essaim. Ces paramètres influencent sur les différentes caractéristiques de l'algorithme y compris la vitesse de convergence et la capacité d'optimisation globale. Les sections suivantes présentent en détails les systèmes existants de gestion des feux de signalisation et du réacheminement des véhicules. La fin du chapitre décrit en détails la stratégie proposée et démontre en simulation son rôle effectif dans la résolution des problèmes de congestion.

2.2. Problématique

La congestion routière est une réalité que chaque conducteur peut au moins affronter à un instant de sa vie. Cela affecte des millions d'individus à travers le monde et génère des effets indésirables à tous niveaux : personnels, professionnels et sociaux.

Le problème de la congestion routière peut être liée à plusieurs facteurs tels que :

- un volume de circulation supérieur à la capacité routière ;
- une offre inférieure à la demande à cause d'un encombrement, d'un accident ou d'une panne de véhicule, etc. ;
- le recours massif à l'utilisation de l'automobile au détriment du transport en commun qui enregistre une chute prononcée surtout pour les périodes de pointes du matin et d'après-midi.

En effet, les congestions conduisent généralement à un ralentissement drastique de la circulation et engendrent des retards conséquents, ces retards ont un impact important sur la qualité de vie des usagers à cause des embouteillages fréquents qui sont sujets à des problèmes de stress, de bruits,... etc. ce phénomène est largement identifié comme une source de coûts indirects. De plus, la congestion a des conséquences directes sur l'augmentation de la consommation énergétique. Dans le secteur économique, ce problème engendre des retards de livraison de marchandises qui peuvent être dramatiques pour les entreprises. Du point de vue environnemental, les congestions ont un impact néfaste et négatif du fait l'augmentation de la pollution due à une consommation supplémentaire de carburant qui entraîne des coûts écologiques en croissance exponentielle. On peut donc conclure que le phénomène de congestion du trafic routier est donc un problème socio-économique crucial qui nécessite de rechercher des solutions pouvant être mises en œuvre rapidement.

2.3. Aperçu des contributions portant sur la gestion de la congestion routière

Pour améliorer l'efficacité des routes, plusieurs solutions ont été analysées, testées et implantés. Plusieurs autres solutions sont encore à l'étape de recherche et de la conception.

2.3.1. Systèmes d'aide à la conduite

Le premier type de solutions proposées tourne autour des systèmes d'aide à la conduite. Par exemple, les régulateurs de vitesse qui ont pour but de régulariser le flux du trafic en maintenant les véhicules à une vitesse constante, en plus d'augmenter le confort des conducteurs. La réaction d'un tel système est beaucoup plus rapide que celle d'un conducteur humain et est beaucoup plus précise. Cela permet donc de réduire les espaces entre les véhicules, tout en étant sécuritaire.

Un autre type de système qu'on trouve dans les véhicules est constitué des systèmes d'informations sur le réseau routier. Par exemple, les systèmes de navigation GPS qui ont

envahi le marché au cours des dernières années. Certains de ces systèmes permettent même de télécharger les informations les plus récentes sur l'état du trafic. Cela permet aux conducteurs de choisir le chemin le plus rapide en fonction de la congestion et des sections les plus critiques.

2.3.2. Gestion des carrefours giratoires

Un carrefour giratoire est un aménagement comprenant une, deux ou trois voies de circulation entourant un îlot central. La circulation dans ces voies se fait dans le sens contraire des aiguilles d'une montre. De plus, les usagers qui veulent s'engager dans un carrefour doivent céder le passage aux piétons et aux véhicules qui y circulent déjà. Les avantages de ces carrefours sont la réduction de la vitesse, la diminution du nombre et de la gravité des accidents, ainsi que la gestion efficace de la circulation. Cependant, certaines conditions doivent être respectées pour qu'une telle solution soit avantageuse :

- l'intersection doit avoir cinq branches ou plus avec plus ou moins le même volume de trafic sur chaque branche ;
- le flux de trafic voulant tourner doit être plus grand que le flux voulant aller tout droit ;
- il doit y avoir assez d'espace pour aménager un carrefour de cette taille ;
- il doit y avoir peu de piétons.

2.3.3. Feux de gestion d'accès

Les feux de gestion d'accès ont pour but d'améliorer la sécurité et la fluidité des autoroutes en contrôlant le nombre de véhicules qui y entre. Ces feux sont installés sur les bretelles d'accès. Ils permettent de limiter le nombre de véhicules pouvant accéder à l'autoroute dépendamment du trafic déjà présent. Cela permet de garder un débit moyen et une vitesse plus élevée en diminuant la demande.

2.3.4. Offre et demande

Plusieurs autres solutions ont été proposées ou implantées pour réduire la congestion. Un premier type de solutions est de faire diminuer la demande. Par exemple, l'installation de postes de péage peut inciter les conducteurs à diminuer leurs déplacements ou à utiliser des moyens alternatifs comme le covoiturage ou les transports en commun. On peut aussi améliorer les services de ces moyens alternatifs en ajoutant des parcours, en créant des voies réservées et en offrant des stationnements près des terminus.

D'autres solutions peuvent jouer sur l'offre comme les feux de gestion d'accès et les carrefours giratoires déjà discutés. Ces moyens améliorent ou augmentent l'offre en permettant une meilleure efficacité du réseau routier. Une solution utilisée dans plusieurs villes est l'implantation des voies inversibles. Ces voies peuvent servir aux véhicules d'urgence, aux autobus ou encore à tout les usagers.

2.3.5. Optimisation des feux de signalisation

Le problème de la congestion est un problème difficile qu'on ne peut pas résoudre uniquement par le renforcement des infrastructures existantes, qui serait très coûteux. Différentes méthodes de contrôle du trafic ont été développées durant les dernières décennies afin d'optimiser l'utilisation des réseaux existants. L'intersection étant une zone de conflit entre les véhicules à l'origine d'importants ralentissements, une grande part des systèmes de contrôle du trafic urbain se focalise sur la régulation au niveau de l'intersection en optimisant le droit de passage des véhicules aux intersections à feux. Les techniques employées à travers le monde peuvent être regroupés en deux catégories : les plans de feux fixes et les systèmes de feux adaptatifs.

2.3.5.1. Les plans de feux fixes

D'un point de vue technique, ces plans de feux fixes sont des machines à états qui spécifient les temps de vert et de rouge sur chaque ligne de feux du réseau ainsi que leur séquence. Ces plans fixes sont préalablement définis en fonction des conditions du trafic typiques de certains heurs ou certains jours. Un choix doit être effectué entre les différents plans disponibles selon la situation du trafic. Le choix peut être réalisé manuellement ou automatiquement ; par exemple, un plan pour les heures de pointes, un autre pour les heures fluides ou pour les week-ends, etc. Cette méthode montre rapidement ses limites surtout quand les conditions du trafic se changent rapidement. Il devient donc nécessaire de déployer la méthode à seuils ou la méthode des vecteurs. La méthode à seuils consiste en une structure arborescente qui fournit un plan de feux associé au débit détecté sur une ou plusieurs voies. La méthode des vecteurs consiste à comparer un vecteur représentatif de la situation courante à des vecteurs types. Le plan choisi est celui dont le vecteur de référence minimise sa distance avec le vecteur identifiant la situation courante.

Toutes ces méthodes sont intuitivement simples et fonctionnent avec l'heure de la journée. C'est le choix de contrôle le moins coûteux et le plus logique pour un réseau routier où le trafic est stable et prévisible. Cependant, son efficacité peut devenir très faible lorsque le

flux de trafic est instable. Cela peut se produire pour plusieurs raisons tels que les accidents, les mauvaises conditions météorologiques, etc. Dans ce cas, il est nécessaire d'utiliser des contrôleurs capables de s'adapter immédiatement aux conditions de trafic et d'optimiser le contrôle des feux.

2.3.5.2. *Les systèmes de feux adaptatifs*

La recherche au niveau de la gestion des feux de signalisation a connu une très grande popularité depuis les années 1960 jusqu'aux années 1980. Après cette période, ce domaine a été un peu délaissé. L'arrivée des systèmes de transport intelligents a relancé cette recherche en permettant l'utilisation de l'information sur l'évolution de l'état de la circulation aux intersections. Ceci a amené la possibilité d'optimiser les décisions de commutation à une intersection donnée en fonction des informations sur le trafic. Dans les systèmes décentralisés, la majorité des intersections ne tiennent compte que de l'information provenant de l'intersection locale pour leur optimisation. Par contre, les systèmes centralisés relient les différentes intersections du réseau entre eux afin de rendre possible le partage des informations. Ce partage permet d'optimiser les décalages des décisions entre les intersections en fonction du changement des conditions de trafic, ce qui permet une meilleure qualité de gestion de la circulation mais au prix d'une complexité beaucoup plus élevée que pour les systèmes décentralisés.

Les premiers détecteurs de conditions de trafic en temps réel utilisés pour gérer le trafic routier étaient sonores et on été introduits dès 1927 [MCS98]. Les véhicules devaient klaxonner en arrivant aux intersections afin d'être décelés et d'avoir du temps de vert. Depuis cette époque, les détecteurs ont évolué et on retrouve maintenant des réseaux équipés des boucles à détection magnétique, à détection photoélectrique, à détection infrarouge, ainsi que des détecteurs vidéo. Ces dispositifs permettent de mettre en place une gestion dynamique des feux de signalisation, utilisant des méthodes dites adaptatives, réagissant aux conditions de trafic. En effet, la connaissance de la répartition du nombre de véhicules par voie permet d'estimer les valeurs les plus adaptées à un instant donné de variables telles que le temps de feu vert ou la séquence de feux.

Les systèmes de feux adaptatifs sont des systèmes qui utilisent des données en temps réel. Dans cette stratégie, les cycles de feux peuvent être adaptés aux variations du trafic. L'avantage de cette méthode est qu'elle peut s'adapter à de multiples situations, même si elle reste la plus compliquée à mettre en place. Durant les années 1990 et 2000, l'intelligence

artificielle a permis d'envisager de nouvelles méthodes pour la gestion des feux de signalisation. Ces méthodes sont établies selon trois techniques :

- *les techniques heuristiques* : prescrivant la valeur absolue d'une commande sur la base d'un modèle interprétant des observations empiriques [c97] ;
- *les techniques automatiques* : prescrivant la variation d'un état sur la base d'une loi de comportement chronologique des variations d'état. En général, elles sont de deux types ; la technique de la commande en boucle ouverte et en boucle fermée [JAC06] ;
- *les techniques d'optimisation* : finalement, certaines approches posent le problème lié à la gestion des feux de signalisation comme étant un problème d'optimisation et apportent une résolution exacte du problème, c'est-à-dire que la solution trouvée est mathématiquement la meilleure solution possible à ce problème. Ces approches peuvent sembler meilleures que les approches heuristiques, qui ne produisent pas nécessairement la meilleure solution à un problème, mais une solution qu'on pourra qualifier de bonne en fonction de l'objectif. De nombreuses études ont montré qu'il est possible de réduire le délai d'attente des véhicules avec cette technique, particulièrement quand la demande atteint la capacité de l'intersection.

2.3.6. Réacheminement des véhicules

En raison de la pression sur le réseau routier, tout incident peut rapidement mener à un embouteillage monstre et des retards considérables, et face à la gravité de certaines situations et les répercussions sérieuses sur le système de transport, la signalisation dynamique reste une approche insuffisante. De plus, l'ampleur de tout incident peut s'aggraver s'il n'est pas rapidement traité. D'où vient la nécessité de développer des systèmes de réacheminement des véhicules capables de régler les situations graves le plus rapidement possible tout en assurant la sécurité des intervenants et des usagers de la route, en atténuant la congestion, et en réduisant la frustration des conductions, les délais de réaction, de dégagement et le risque d'incidents ou de congestion secondaires.

Le réacheminement des véhicules est donc la spécification ou fourniture d'itinéraires offrant un moyen alternatif d'écoulement au trafic lorsqu'un tronçon particulier du réseau routier primaire se trouve en incapacité. Les itinéraires spécifiés éloignent le trafic du réseau primaire. Ils lui font donc contourner l'incident, qu'il s'agisse d'une collision, d'un épisode de

très mauvais temps ou d'un événement planifié. Plus loin en aval de l'incident, le trafic rejoint son itinéraire primaire.

Le problème de réacheminement des véhicules se classe au type NP-difficile. Il a été largement étudié dans la littérature de l'optimisation en raison de son applicabilité large et son importance dans la détermination de stratégies efficaces pour réduire les coûts d'exploitation de réseaux de distribution. Sa résolution ne peut se faire que de manière approchée, car à ce jour, il n'existe aucun algorithme permettant sa résolution en un temps polynomial. Les approches heuristiques et méta-heuristiques font partie d'une alternative aux problèmes de résolutions.

- les approches heuristiques : une heuristique est une règle d'estimation, une stratégie, une astuce ou une simplification qui limite la recherche de bonnes solutions dans l'espace des configurations d'une façon ahurissante. La performance d'une heuristique se distingue essentiellement, en sa complexité spatiale et temporelle, et en sa simplicité, sa flexibilité et sa facilité d'implémentation. Cependant, les performances d'une heuristique sont impossibles de les évaluer théoriquement avec exactitude ;
- les approches méta-heuristiques : à la recherche de la solution approchées de la solution optimale, les méta-heuristiques deviennent des stratégies d'exploration du domaine de solution réalisables. Ce sont des approches guidées intelligemment par l'usage de simples procédures de recherche locale ou des processus d'apprentissage complexe de sorte à éviter le bouclage ou les optimums locaux. Ces approches s'adaptent à tous types de problèmes sans perte d'efficacité. Cependant, elles n'offrent aucune garantie sur l'optimalité.

2.4. La technique proposée pour une gestion intelligente de la congestion routière

La congestion liée à des entraves temporaires à la circulation a des effets indésirables: pertes de productivités, dommages matériels et corporels. Elle constitue, de plus en plus, dans les zones urbaines un facteur pesant sur la vie économique, sur le transport de marchandises et sur l'ensemble des usagers du réseau routier. Ses répercussions se manifestent dans l'augmentation du temps de déplacements, la surconsommation du carburant, la pollution, le stress et le risques d'incidents secondaires. Diverses approches ont été proposées pour le

réacheminement des véhicules ou le contrôle des feux de signalisation. Notre objectif est d'utiliser et optimiser à la fois les deux méthodes pour une gestion efficace de la congestion incidente.

L'état congestionné est un état dégradé du trafic qui présente les propriétés d'être fortement non linéaire et très difficile à modéliser mathématiquement. Nous avons donc orienté notre approche vers des contrôleurs évolutifs de type algorithmes génétiques. Nous proposons l'utilisation de l'optimisation multi-objectif par essaim particulière. De plus, une installation supplémentaire de l'intelligence est accordée à l'essaim particulière d'améliorer sa performance en utilisant l'algorithme Q-Learning. L'idée est d'accorder la possibilité de choisir les paramètres appropriés pour chaque particule de l'essaim. Ces paramètres influencent sur les différentes caractéristiques de l'algorithme y compris la vitesse de convergence et la capacité d'optimisation globale. La suite de ce chapitre décrivent en détails la stratégie proposée et présentent les résultats de la simulation.

2.4.1. Optimisation intelligente des feux de signalisation

Les congestions incidentes rendraient les routes impraticables, et la généralisation d'un cycle de feux de signalisation constant omettant la dynamique intrinsèque au trafic routier, peut également les favoriser. C'est en ceci que l'optimisation dynamique des cycles devient nécessaire face aux changements dynamiques dans le flux du trafic.

Le temps moyen d'attente et le taux d'écoulement des véhicules sont deux mesures de performances d'un système de gestion des feux de signalisation. Notre objectif est centré sur la nécessité de prendre simultanément en compte les deux mesures ; de maximiser le taux d'écoulement des véhicules au niveau du tronçon où l'incident a eu lieu et de minimiser le temps moyen d'attente des véhicules devant les feux de l'intersection pour éviter la création de nouvelles congestions dans d'autres tronçons. Pour ce faire, nous proposons d'implémenter une optimisation sous contraintes par essaim de particules. Nous rappelons ses principes dans la suite de ce chapitre. Nous définissons le problème comme suit :

$$F = [\text{Maximiser } f_1, \text{Minimiser } f_2] \quad (2.1)$$

$$f_1 = E_i \quad \text{et} \quad f_2 = \frac{(\sum_{j=1}^N T_j)}{N}$$

Avec :

$$E_i = \text{Nombre d'arrivé} * \frac{100}{\text{Nombre de départ}}$$

E_i : est le taux d'écoulement des véhicules au niveau de la voie congestionné i ,

T_j : est le temps d'attente du véhicule j au niveau de l'intersection,

N : est la longueur de la file d'attente.

f_1 et f_2 désignent les deux fonctions objectives permettant de déterminer respectivement le taux d'écoulement des véhicules et temps moyen d'attente.

Un plan des feux de signalisation d'une intersection est déterminé par la spécification de la longueur du cycle, le plan des phases et la durée de chaque phase. Les contraintes à respecter pour déterminer les solutions qui sont sous forme d'un ensemble de valeurs représentant les durées des phases sont :

- $t_1 + t_2 + t_3 + t_4 = T$
- $t_{min} \leq t_1 \leq t_{max}$
- $t_{min} \leq t_2 \leq t_{max}$
- $t_{min} \leq t_3 \leq t_{max}$
- $t_{min} \leq t_4 \leq t_{max}$

Tel que t_i est la durée de la phase i , T est la longueur du cycle, t_{min} et t_{max} sont respectivement les valeurs minimale et maximale de la durée de chaque phase.

2.4.2. Optimisation du réacheminement des véhicules

En raison de la pression sur le réseau routier, tout incident peut mener à des congestions monstres et des retards considérables. Le réacheminement des véhicules est nécessaire pour régler l'état du trafic le plus rapidement possible afin d'assurer la sécurité des usagers de la route et réduire le risque d'incidents ou de congestions secondaires.

Le réacheminement est la spécification ou fourniture d'itinéraires offrant un moyen alternatif d'écoulement au trafic lorsqu'un tronçon se trouve en incapacité. Les itinéraires spécifiés éloignent le trafic du réseau primaire. Ils lui font donc contourner l'incident ; qu'il s'agisse d'une collision, d'un épisode de très mauvais temps ou d'un événement planifié. Notre objectif est de développer un système de réacheminement capable de chercher le chemin alternatif le plus court pour chaque ensemble de véhicules ayant les mêmes nœuds source et destination et comptant entrer dans une voie congestionnée. En outre, selon seulement ce facteur de choix, cette stratégie peut déplacer la congestion d'un endroit à un autre si nombreux véhicules partagent la même destination. C'est en ceci que nous avons pris en considération l'équilibrage de charge en sélectionnant soigneusement le chemin le plus court et le moins utilisé.

Il y'a tant de chemins qui peuvent être existé partant d'une source et arrivant à une destination. Trouver le chemin optimal parmi eux est une tâche difficile. Pour accomplir cette tâche, nous proposons d'utiliser l'optimisation multi-objectif par essaim de particules. Le problème est donc défini comme suit :

$$G = [\text{Minimiser } g_1, \text{Minimiser } g_2] \quad (2.2)$$

$$g_1 = \text{Max}_{1 < i < N}(D_i)$$

$$g_2 = \sum_{i=1}^N L_i$$

$$\text{Avec } D_i = N_{veh} * \frac{100}{C_i}$$

D_i : est la disponibilité du tronçon i ,

N : est le nombre des tronçons du chemin,

N_{veh} : est le nombre de véhicules circulant sur le tronçon i ,

L_i : est la longueur du tronçon i ,

C_i : est la capacité du tronçon i ,

g_1 et g_2 désignent les deux fonctions objectives permettant de déterminer respectivement le chemin le moins utilisé et le plus court.

Le chemin est une séquence de nœuds. Les différentes contraintes qui doivent être prises en compte dans le choix du chemin, peuvent être résumées comme suit :

- ✓ Le véhicule ne peut pas passer d'un nœud à lui-même.
- ✓ Ne pas former de boucle ; le chemin ne peut contenir un nœud qu'une seule fois.
- ✓ Le chemin doit relier les deux nœuds source et destination.

2.4.3. L'algorithme de l'optimisation multi-objectif par essaim de particules

L'optimisation des problèmes de gestion des feux de signalisation et de réacheminement des véhicules ne s'agit pas d'optimiser seulement un seul critère mais plutôt d'optimiser simultanément plusieurs critères et qui sont généralement conflictuels. L'optimisation multi-objectif est une branche de l'optimisation combinatoire dont la particularité est de chercher à optimiser simultanément plusieurs objectifs d'un même problème sachant que l'amélioration d'un objectif entraîne la détérioration d'un autre objectif qui lui est conflictuel. Dans le cas multi-objectif, le concept d'optimum n'est pas le même que dans le cas mono-objectif. L'optimum n'est plus qu'une simple valeur mais un ensemble de points, appelée l'ensemble

des meilleurs compromis. Il est vital, pour identifier ces meilleurs compromis, de définir une relation d'ordre entre ces éléments. Ces relations d'ordre sont appelées relations de dominance. Plusieurs relations de dominance ont été déjà présentées. Mais la plus célèbre et la plus utilisée est la dominance au sens de Pareto. C'est cette relation de dominance que nous allons utiliser dans cette thèse.

Les essaims de particules forment une approche inspirée par le comportement social des essaims permettant de résoudre des problèmes d'optimisation. L'idée directrice de cette méthode est de simuler le comportement collectif des oiseaux à l'intérieur d'une nuée. Elle part d'une population de particules ou d'individus se déplaçant dans l'espace de recherche. Chaque particule est dotée d'une position, de la valeur de la fonction objective pour cette position, d'une vitesse, d'une mémoire personnelle retenant sa meilleure position et d'une mémoire collective retenant la meilleure position visitée par son voisinage. Chaque particule change sa vitesse et sa position positions en fonction de son mémoire personnelle et son mémoire collective en respectant les équations suivantes :

$$S_i^{k+1} = S_i^k + V_i^{k+1} \quad (2.3)$$

$$V_i^{k+1} = w V_i^k + c_1 r_1 * (pbest_i(k) - S_i^k) + c_2 r_2 * (gbest_i(k) - S_i^k) \quad (2.4)$$

S_i^k est la position de la particule i à l'itération k ;

V_i^k est la vitesse de la particule i à l'itération k ;

w est la fonction de pondération ;

c_1 et c_2 sont des facteurs de pondération;

r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires entre 0 et 1;

$pbest_i$ est la meilleure position visitée par la particule i ;

$gbest_i$ est la meilleure position visitée par le voisinage.

La fonction de pondération w joue un rôle important dans la procédure de recherche. Elle garantit un équilibre entre la recherche locale et la recherche globale. Un bon choix de cette fonction augmente l'efficacité de l'optimisation. La fonction de pondération est définie par l'équation suivante :

$$w = w_{max} - (w_{max} - w_{min}) / iter_{max} * iter \quad (2.5)$$

sachant que w_{max} est le poids initial et w_{min} est le poids final. $iter_{max}$ est le nombre d'itération maximal et $iter$ est l'itération courante.

Pour appliquer l'optimisation par essaim de particules sur les problèmes multi-objectifs, plusieurs problèmes se posent et concernant particulièrement :

- le choix des guides personnels et globaux tout en favorisant le choix des particules non dominées par rapport aux particules dominées ;
- la manière de retenir les particules non dominées ;
- le maintien de la diversité au sein de l'essaim.

Le choix des guides représente une étape cruciale qui détermine la qualité de l'algorithme d'optimisation multi-objectif par essaim de particules. L'approche classique est de considérer toutes les particules non dominées comme des candidats potentielles. La manière la plus répandue pour sauvegarder ces candidats est d'utiliser une archive externe. L'inconvénient principal de cette approche réside dans sa complexité vue que la taille de l'archive peut accroître rapidement. Pour remédier à ce problème, il est préférable de définir une taille maximale pour l'archive. Dans notre travail, nous avons abordé l'approche sigma [MOS03] pour le choix du guide. L'approche consiste à affecter à chaque particule de l'essaim et à chaque particule de l'archive externe une valeur sigma. Par la suite, chaque particule donnée choisit comme son leader la particule de l'archive qui a la plus proche valeur de sigma. Dans le cas de deux fonctions objectives f_1 et f_2 , la valeur de sigma peut être définie comme suit :

$$\sigma = (f_1^2 - f_2^2) / (f_1^2 + f_2^2) \quad (2.6)$$

L'utilisation des valeurs de sigma peut causer la convergence prématurée dans quelques cas. Pour éviter ceci et assurer une meilleure distribution de la solution dans la frontière de Pareto, un opérateur de turbulence est utilisé pour améliorer la capacité d'exploration de l'optimisation et accélérer la recherche. L'opérateur que nous avons employé dans notre travail est défini par l'équation suivante :

$$mutation = \left(\frac{1 - current\ iteration}{total\ iteration} \right)^{\frac{5}{mutation\ rate}} \quad (2.7)$$

Dans ce qui suit, nous représentons l'algorithme de l'optimisation multi-objectif par essaim de particules.

Algorithme 2. 1. L'algorithme de l'optimisation multi-objectif par essaim de particules.

Initialiser aléatoirement la population et l'archive

Calculer la valeur de la fonction d'encombrement pour chaque leader

Répéter

Pour chaque particule

Choisir le leader

Effectuer la mutation

Evaluer la particule dans l'espace de recherche

Mettre à jour la meilleure performance de la particule

Fin Pour

Mettre à jour l'archive en insérant les nouvelles particules non dominés en même temps que l'on élimine les particules dominés

Mettre à jour les valeurs de la fonction d'encombrement pour chaque leader

Jusqu'à nombre maximal d'itération atteint

2.4.4. Optimisation intelligente par essaim de particules

Depuis que l'optimisation par essaim de particules a été introduite par James Kennedy et Russel Eberhart en 1995 [KEN95], de nombreuses recherches ont été liées à cette technique novatrice. Cependant, de nombreux travaux sont encore nécessaires pour améliorer son efficacité et donc pour optimiser l'algorithme d'optimisation. Dans ce travail, nous avons proposé d'accorder une installation supplémentaire de l'intelligence à l'essaim particulaire afin d'améliorer sa performance en utilisant l'algorithme Q-Learning. C'est une technique qui se place dans le cadre de l'apprentissage par renforcement. L'idée est d'accorder la possibilité de choisir les paramètres appropriés à chaque particule de l'essaim tels que les valeurs des facteurs de pondération c_1 et c_2 , la vitesse maximale V_{max} et le facteur d'inertie w . Ces valeurs influencent sur les différentes caractéristiques de l'algorithme y compris la vitesse de convergence et la capacité d'optimisation globale.

Le principe de Q-Learning repose en premier lieu sur une interaction itérée du système apprenant avec l'environnement. Il s'agit d'apprendre par l'expérience les actions à effectuer en fonction de l'état actuel. On associe à chaque paire (s, a) (où l'action a est exécutée depuis l'état s), une grandeur Q par laquelle on veut apprendre l'intérêt de l'action a quand on est dans l'état s . $Q(s, a)$ est l'espérance de gain, c'est-à-dire la somme: de l'espérance de gain immédiat dû à l'action choisie et des espérances de gain de tous les états pondérées par la probabilité d'atteindre chacun d'eux depuis l'état s en menant l'action a . La forme la plus simple du Q-Learning est définie par l'équation suivante:

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)] \quad (2.8)$$

Cette équation permet de mettre à jour $Q(s_t, a_t)$ en fonction de sa valeur précédente et de l'expérience qui vient d'être vécue. Il faut alors régler le coefficient α pour fixer progressivement la politique apprise. Le coefficient γ permet pour sa part de moduler l'importance des récompenses escomptées à venir. D'où l'algorithme de l'optimisation intelligente par essaim particulaire :

Algorithme 2. 2. L'algorithme de l'optimisation intelligente par essaim particulaire.

Initialiser aléatoirement la population et l'archive

Initialiser $Q(s, a)$ arbitrairement

Initialiser s_t

Choisir a_t

Calculer la valeur de la fonction d'encombrement pour chaque leader

Répéter

Pour chaque particule

Choisir le leader

Effectuer la mutation

Evaluer la particule dans l'espace de recherche

Mettre à jour la meilleure performance de la particule

Calculer la récompense r

Observer le nouveau état s_{t+1}

Choisir a_{t+1}

Mettre à jour $Q(s_t, a_t)$

$s_t \leftarrow s_{t+1}$

$a_t \leftarrow a_{t+1}$

Fin Pour

Mettre à jour l'archive en insérant les nouvelles particules non dominés en même temps que l'on élimine les particules dominés

Mettre à jour les valeurs de la fonction d'encombrement pour chaque leader

Jusqu'à nombre maximal d'itération atteint

Nous avons défini l'action comme l'ensemble des paramètres (w, V_{max}, c_1, c_2) de l'optimisation par essaim particulaire. L'état est la situation accordée à l'action choisie. Elle est définie comme l'ensemble de deux paramètres ; la distance entre la position $x_i(t)$ de la particule i et sa meilleure position $pbest_i$ et la distance entre sa position et la position de son guide $gbest_i$.

$$s_t(d_1, d_2) : d_1 = pbest_i - x_i(t) \quad , \quad d_2 = gbest_i - x_i(t)$$

$$\text{Parameters } (a_t) : w, V_{max}, c_1, c_2$$

En résumé, la matrice Q se compose de ce qui est produit par la quantification de l'état de deux dimensions (d_1, d_2) et de l'action (w, v_{max}, c_1, c_2). Comme illustré à la Figure 2.1, lorsqu'une particule veut passer à une nouvelle position, il choisit une action selon son état actuelle et selon la Q-table qui se met à jour automatiquement. La récompense est proportionnelle au taux d'écoulement des véhicules au niveau de la voie congestionné.

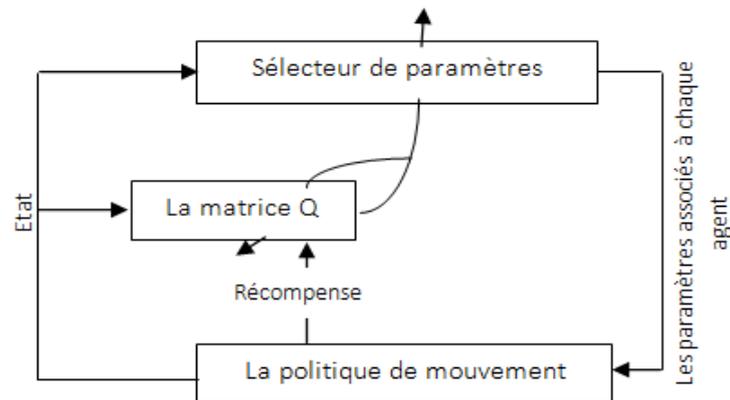


Figure 2. 1. Le processus d'apprentissage.

2.4.5. Résultats de simulation

Pour la phase expérimentale de notre travail, nous avons choisi l'outil de simulation microscopique de mobilité urbaine SUMO (Simulation of Urban Mobility) et TraCi (Traffic Control Interface). SUMO offre la possibilité d'interagir avec une application externe. On peut donc contrôler dynamiquement l'exécution de la simulation routière par l'entremise de l'interface de contrôle de trafic TraCI. Le réseau routier utilisé est créé pour une période de 14000 secondes pour un trafic mixte. Il est reproduit en SUMO entant qu'un graphe où les nœuds correspondent aux intersections tandis que les arrêtes représentent les voies. Le réseau est composé de 9 intersections équipées par des feux de signalisation. Nous considérons quatre phases de lumières possibles, chacune pour laisser passer les véhicules circulants à l'une des quatre directions. Toutes les routes ont deux voies dans chaque direction et les véhicules sont générés à chaque extrémité selon une distribution uniforme.

Pour tester notre approche, nous avons besoin d'introduire un événement imprévu dans la configuration de la circulation routière. Pour ce faire, nous avons provoqué une panne d'une véhicule à l'instant $t_0 = 3200$ secondes. Nous proposons que la panne est rapportée à l'instant $t_1 = 8000$ secondes. Cette panne oblige le véhicule à ralentir et s'arrêter au bord de

la route. Cette situation est un peu problématique puisque dans la réalité la panne n'est rapportée qu'après un délai assez important. Ce scénario modélise l'événement d'occurrence d'une congestion proche de l'emplacement du véhicule, comme le montre la Figure 2.2. Pour faire face à cette situation, nous avons implémenté la stratégie proposée et nous avons comparé les résultats obtenues avec les résultats de l'utilisation de la signalisation statique des feux de signalisation et les cheminements habituels des véhicules.

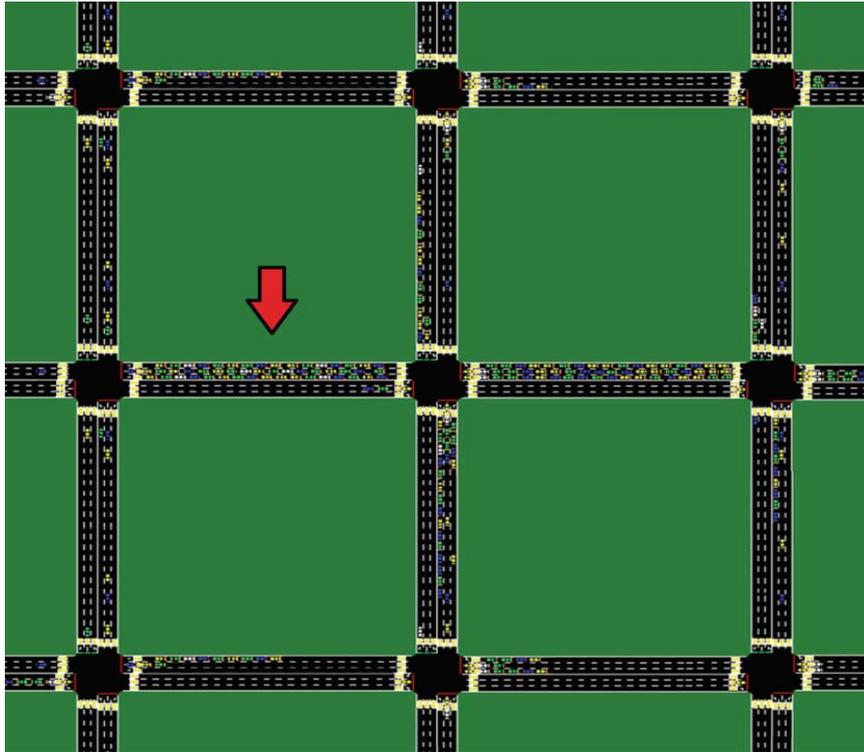


Figure 2. 2. Occurrence d'une congestion incidente.

Une prédiction raisonnable de la congestion est capable de rendre notre système plus efficace dans le but de réduire les impacts de la congestion sur le trafic. Il y a une relation linéaire entre la vitesse V_i et la densité K_i (véhicules par mètre) pour un tronçon i , définie par l'équation suivante :

$$V_i = V_f \left(1 - \frac{K_i}{K_{jam}}\right) \quad (2.9)$$

$$T_i = L_i / V_i$$

Où K_{jam} et V_f sont la densité du trafic quand le tronçon est congestionné et la vitesse moyenne quand la circulation est fluide et dans l'absence d'incident. T_i et L_i sont la durée du voyage et le nombre maximum de véhicules. Un tronçon est considéré congestionné quand $K_i/K_{jam} > \delta$ où δ est un seuil appartenant à $[0,1]$.

Dans notre travail, un tronçon i est considéré congestionné quand la valeur K_i/K_{jam} atteint 0.6. Dans ce cas, on applique une optimisation des feux de signalisation dans le but de maximiser le taux d'écoulement des véhicules au niveau de la voie congestionnée et diminuer le temps d'attente des véhicules au niveau de l'intersection, afin d'éviter de déplacer la congestion à une autre voie. Face à la gravité de certaines situations, une gestion des feux reste une approche insuffisante. Un réacheminement des véhicules devient nécessaire afin de minimiser les impacts négatifs de l'incident sur la circulation. Dans notre travail, quand la valeur de K_i/K_{jam} atteint 0.8 dans un tronçon, on applique le système de réacheminement proposé permettant de sélectionner un chemin alternatif plus court et moins utilisé pour les véhicules qui veulent passer par la voie congestionnée.

Le temps moyen d'attente et la longueur de la file d'attente sont deux mesures importantes permettant d'estimer l'impact spatio-temporel de l'incident sur la circulation. Dans ce qui suit, nous nous concentrons sur ces deux paramètres afin de comparer la performance de notre approche avec deux autres travaux. Le premier est basé sur l'utilisation de l'optimisation traditionnelle par essaim de particule et l'autre sur l'utilisation de l'apprentissage par renforcement. Les paramètres de la simulation et de l'optimisation par essaim de particules utilisés sont indiqués dans le tableau 2.1. Pour une vision dynamique du trafic, une approche flexible pour contrôler les feux de signalisation est l'utilisation de l'apprentissage par renforcement en abordant l'algorithme Q-Learning. Pour ce faire, nous avons adopté un système multi-agents pour contrôler les intersections du réseau. Nous avons définie l'état comme la situation de la circulation, l'action comme le cycle des feux et la récompense comme la proportion inverse du temps moyen d'attente des véhicules au niveau d'une intersection.

Les résultats de simulation sont présentés dans la Figure 2.3. t_c est le temps de dissipation de la file d'attente après le dégagement de l'incident. Notre objectif est donc de minimiser l'impact spatio-temporel de l'incident sur le trafic. Le contrôle dynamique des feux de signalisation est appliqué lors de la prédiction de la congestion ($\delta_1=0.6$). Les résultats de simulation ont montré que l'apprentissage par renforcement est incapable de gérer rapidement le nombre croissant des véhicules ; la longueur de la file d'attente a atteint la capacité maximale du tronçon, ce qui a augmenté le risque d'avoir des congestions secondaires. L'impact positif de l'utilisation de l'optimisation multi-objectif par essaim de particule qui a assigné une priorité élevée au tronçon est clairement présenté sur la Figure 2.3. ; le temps de dissipation de la file d'attente après le dégagement de l'incident a été minimisé et la réduction

de l'impact spatio-temporel a été produite. En outre, nous avons utilisé Q-Learning pour résoudre le problème de choix des paramètres de l'optimisation par essaim particulaire. En comparant les courbes, Q-Learning a amélioré la capacité et la susceptibilité de l'algorithme et a accéléré sa vitesse de convergence en introduisant des particules intelligentes, ce qui a clairement réduit l'impact de l'incident sur le trafic.

Tableau 2. 1. Les paramètres de la simulation et de l'optimisation par essaim de particules.

	Paramètre	Valeur
Les paramètres de simulation	La durée de simulation (secondes)	14000
	Le nombre de véhicules	1000
	Le nombre total d'intersections	9
Les paramètres de l'optimisation de la gestion des feux	Le nombre maximum d'évaluation	5
	Le nombre de particules	6
	Le poids maximal w_{max}	0.5
	Le poids minimal w_{min}	0.1
Les paramètres de l'optimisation du système de réacheminement des véhicules	Le nombre maximum d'évaluation	10
	Le nombre de particules	5
	Le poids maximal w_{max}	0.5
	Le poids minimal w_{min}	0.1

Pour rendre notre système plus efficace, nous avons proposé de combiner le contrôle dynamique des feux de signalisation et le réacheminement des véhicules face à la gravité de certaines situations ($\delta_2=0.8$). Selon les résultats présentés par le tableau 2.2, les conditions routières deviennent meilleures lors de l'utilisation de notre système. Le système a amélioré l'utilisation des infrastructures et a réduit le taux de blocage en équilibrant la charge. Les résultats de simulation confirment l'efficacité de l'optimisation par essaim particulaire à résoudre les problèmes multi-objectifs. Notre système de gestion de trafic intègre les avantages du contrôle intelligent des feux et du réacheminement dynamique des véhicules. Il présente un grand potentiel pour gérer les problèmes graves de transport.

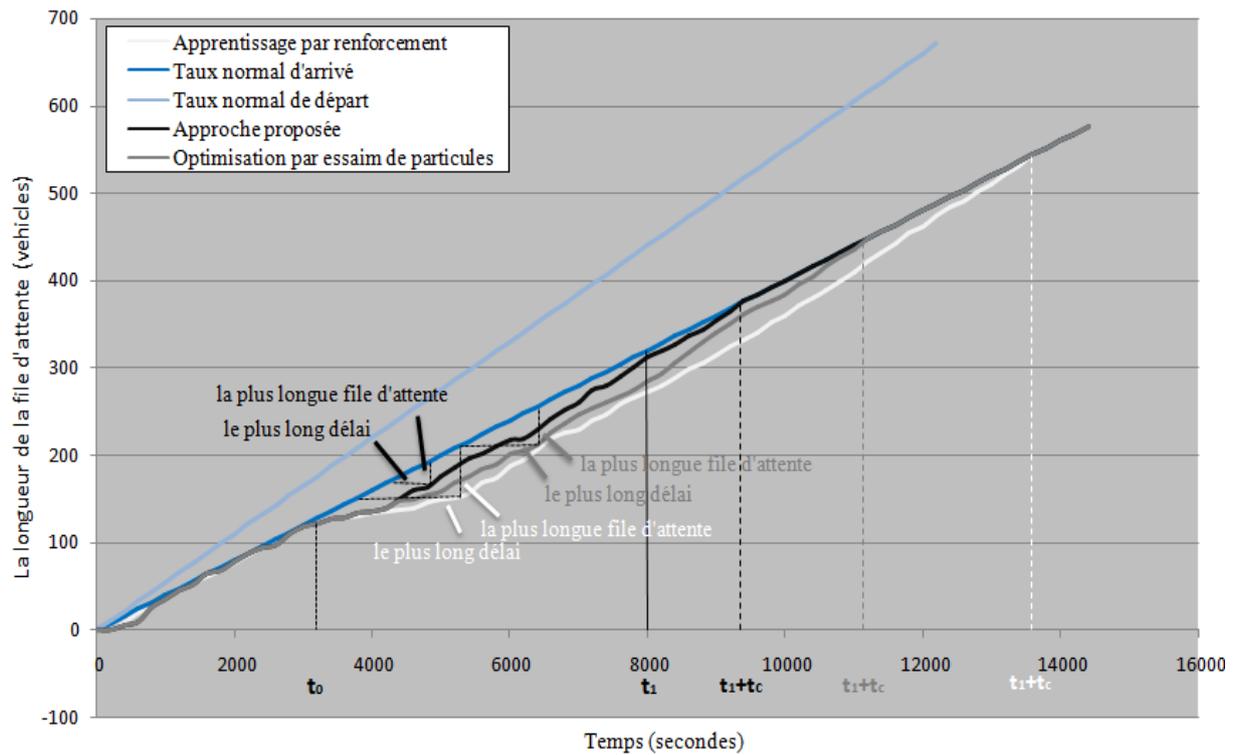


Figure 2. 3. Etude comparative et estimation de l'impact spatio-temporel de l'incident sur la circulation.

Tableau 2. 2. Résultats de simulation

Stratégie	Tronçons congestionnés (%)	Densité du trafic (%)	Nombre des véhicules arrivés	Temps total de voyage (seconds)
Contrôle dynamique des feux en utilisant l'optimisation intelligente par essaim particulaire	1.80	0.925 ± 0.196	483	2040.25
Le réacheminement des véhicules à l'aide de l'optimisation des feux par essaim particulaire	1.44	0.819 ± 0.191	552	1200.85
Le réacheminement des véhicules à l'aide de l'optimisation intelligente des feux par essaim particulaire	0.36	0.705 ± 0.190	629	710.22

2.4.6. Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de développer un système intelligent de gestion des congestions routières. Pour ce faire, nous avons proposé d'optimiser le réacheminement des véhicules et le contrôle des feux de signalisation. L'optimisation multi-objectif par essaim de particules est utilisé afin d'obtenir une synchronisation optimale des phases. Le but est de maximiser le taux d'écoulement des véhicules au niveau de la voie congestionné et de minimiser le temps d'attente au niveau de l'intersection. Pour résoudre le problème de choix des paramètres de l'optimisation par essaim particulaire, nous avons proposé d'utiliser

l'apprentissage par renforcement en abordant l'algorithme Q-Learning. Ceci a pour objectif d'accorder à chaque agent de l'essaim, l'intelligence et la capacité de sélectionner les paramètres appropriés et adaptés à la structure du problème. Cependant, même un contrôle intelligent des feux de signalisation devient une approche insuffisante devant la gravité de certains problèmes de circulation. D'où venant l'idée d'appliquer un réacheminement des véhicules capable d'équilibrer la charge et de réduire le risque d'avoir des congestions secondaires. La technique de réacheminement est également optimisée en utilisant l'optimisation multi-objectif par essaim de particules. Son but est de chercher des chemins alternatifs plus court et moins utilisé pour les véhicules les plus en difficultés. Les résultats de simulation obtenus montrent une meilleure performance du système proposé et confirment son efficacité à réduire la croissance des congestions routières et leurs impacts sur le flux du trafic.

2.5. Conclusion

Au cours de la décennie écoulée, la congestion a significativement augmenté en touchant les grandes agglomérations mondiales. Cela résulte de l'augmentation massive du nombre de véhicules. Or il convient de noter que les investissements dans des nouvelles routes ne croissent pas au même rythme. C'est parce que l'amélioration de la capacité des routes s'avère souvent problématique dans le cas des conurbations, lesquelles ne disposent que de peu d'espace pour construire de nouvelles routes et aussi en raison des coûts élevés qu'elles impliquent. Il s'agit là de l'une des principales raisons pour lesquelles de nombreux pays ont décidé de passer de la construction de nouvelles routes à une meilleure utilisation des routes existantes.

Dans ce chapitre, nous avons vu comment la gestion intelligente des feux de signalisation et le réacheminement dynamique des véhicules peuvent accroître la capacité des routes, améliorer la performance sécuritaire des routes et contribuer à une gestion efficace de la congestion routière. Les résultats de simulation présentés à la fin du chapitre, confirment l'efficacité du système proposé à réduire les impacts spatiaux et temporels des congestions incidentes sur la circulation.

Nous avons vu comment les incidents routiers peuvent mener à des embouteillages monstres et des retards considérables. D'un point de vue préventif, il est primordial pour un exploitant de détecter les situations anormales de circulation le plutôt possible afin de pouvoir

réagir très rapidement. Le chapitre suivant se concentre sur la détection automatique des incidents routiers. Elle démontre comment ceci peut contribuer à la gestion des incidents routiers et présente deux systèmes de détection capables de réduire les délais de détection des incidents, et donc d'adapter les mesures de sécurité et de gestion de trafic de manière à minimiser les impacts des incidents sur la circulation.

CHAPITRE 3

LA DETECTION AUTOMATIQUE DES INCIDENTS ROUTIERS

3.1. Introduction

Dans le domaine routier, un incident est défini comme tout événement aléatoire susceptible de dégrader le niveau de sécurité offert à l'utilisateur. Ces événements comprennent les accidents routiers, les véhicules en panne, les projets de maintenance et de reconstruction des routes et les événements spéciaux tels que les événements sportifs, les concerts ou tout autre événement qui affecte de manière significative le trafic routier. Le problème le plus souvent associé aux incidents routiers est la réduction de la capacité effective de la chaussée, ce qui provoque des files d'attente et des retards parfois importants et met par conséquent tout les utilisateurs du réseau routier à risque de sécurité, de pollution, des retards et des coûts de déplacement dus aux congestions. Très globalement, les mesures de sécurité peuvent être classées en deux catégories : celles à caractère préventif qui cherchent à limiter le nombre et la gravité des incidents routiers et celles qui visent à traiter les incidents lorsqu'ils surviennent. L'ampleur d'un incident peut s'aggraver si l'incident n'est pas rapidement traité. Toute réduction de son impact limite ses effets dommageables. D'un point de vue préventif, il est donc primordial pour un exploitant de détecter les situations anormales de circulation le plus tôt possible afin de pouvoir réagir très rapidement. Une gestion efficace des incidents constitue donc un enjeu important.

La gestion des incidents de circulation est une réponse structurée aux incidents de la circulation routière. Elle a pour attribution de développer des pratiques de travail conjointes entre les administrations routières pour assurer l'atteinte mutuelle des objectifs, dont la sécurité, la fiabilité, l'efficacité accrues des déplacements, la baisse des coûts économiques et la réduction de la congestion. La gestion des incidents peut être définie comme une succession de phases commençant par la prévention de l'incident, la détection de l'incident et s'achevant par le dégagement et le retour à la normale.

Ces dernières années, la détection automatique des incidents routiers a pris une place très importante pour la surveillance du trafic. Il constitue un outil incontournable pour

détecter les événements précurseurs des incidents. Il vise à permettre aux exploitants de réagir à tout moment en cas d'incidents ou d'accidents et gagner du temps dans des situations où la rapidité de réaction est cruciale pour la sauvegarde des usagers. Son objectif premier est de réduire les délais de détection des incidents, et donc d'adapter les mesures de sécurité et de gestion de trafic de manière à minimiser les impacts des incidents sur la circulation.

L'utilisation des nouvelles technologies de l'information et de la communication apporte une aide importante à la résolution des problèmes de transport. Différents systèmes de détection automatiques des incidents existent aujourd'hui, fondés soit sur des boucles électromagnétiques et des algorithmes dédiés, soit sur des caméras vidéo et des analyseurs des images. Chaque technologie de détection possède naturellement ses points forts ainsi que ses limites d'utilisation. En pratique, l'emploi de plusieurs approches peut s'avérer nécessaire pour assurer la surveillance du trafic sur l'ensemble d'un réseau. Les incidents sont détectés par leurs conséquences sur les flux de circulation. Les systèmes de détection effectuent donc un ensemble de traitements informatiques à base des algorithmes évolués aux données de circulation recueillies. Un incident est donc déclaré si par exemple une fonction de données est supérieure à un seuil choisi.

Les performances des systèmes de détection des incidents routiers sont appréhendées à partir de trois critères : le taux de détection défini par la fraction du nombre d'incidents détectés sur le nombre d'incidents effectifs, le nombre de fausses alarmes par station de mesure et par unité de temps et le délai moyen de détection. Pour s'assurer donc de l'efficacité de la détection, les systèmes de détection doivent être calibrés soigneusement pour trouver le meilleur compromis entre, d'une part, le minimum de non-détections et de fausses alarmes, et d'autre part, un délai de détection approprié.

Ce chapitre a pour but de suivre les recherches dans le domaine de la détection automatique des incidents routiers, en observant les expériences déjà faites et recueillant des renseignements techniques sur les systèmes qui fonctionnent aujourd'hui. Il présente deux systèmes pour résoudre les problèmes liés à la détection. Le premier utilise une nouvelle méthode de détection basée sur l'utilisation d'un algorithme d'apprentissage automatique dit « Extreme Learning Machine » (ELM) et la technique de transfert d'apprentissage. Son intérêt premier est d'adapter la tâche d'apprentissage d'un environnement cible à un autre qui souffre d'un manque de données sur le trafic. D'une autre part, vu la complexité du problème de détection ainsi que les caractéristiques non linéaires des incidents de circulation, notre deuxième système est destiné à résoudre ce problème de détection à base de l'apprentissage

profond. Les paramètres du réseau de neurones sont initialisés à l'aide d'un modèle d'auto-encodeurs empilés. Pour effectuer la phase d'entraînement, l'algorithme de rétro-propagation du gradient est utilisé pour ajuster précisément les paramètres du réseau. L'efficacité de cet apprentissage dépend de deux paramètres : le taux d'apprentissage et le momentum. Le premier détermine la vitesse de convergence. Si sa valeur de démarrage est grande, l'apprentissage devient rapide mais au prix de la création d'oscillations dans l'erreur totale moyenne qui empêcheront l'algorithme de converger vers le minimum désiré. Alors que si la valeur de démarrage est petite, l'apprentissage devient très long. Le deuxième paramètre permet l'introduction de l'ancien poids dans le calcul de sa nouvelle valeur. Ce paramètre empêche l'algorithme de rester bloqué dans un minimum local. Pour garantir l'efficacité du système, nous avons proposé d'ajuster précisément ces deux paramètres durant le processus d'apprentissage de manière adaptative en utilisant la logique floue. Les résultats de simulation présentés à la fin de ce chapitre, confirment l'efficacité des deux systèmes.

3.2. Aperçu sur les travaux existants relatifs à la gestion des incidents routiers

Dans le but d'optimiser la gestion des incidents routiers, il est important de prendre en compte tous leurs impacts possibles afin de les minimiser. Les principales contributions des travaux de recherche portant sur l'optimisation de la gestion des incidents correspondent à l'introduction de méthodes innovantes à chacune des phases de la gestion d'un incident, depuis son occurrence jusqu'au rétablissement d'un état normal de circulation. Ces méthodes permettent le calcul du délai, la détection d'incident [PAR05], la prédiction du temps de rétablissement des routes [BOY07] et finalement les travaux relatifs aux méthodes permettant de gérer les interventions des véhicules d'urgence [HAG04, HAG07].

3.2.1. Méthodes de calcul du délai

Le calcul du délai désigne en général la différence entre le temps de déplacement actuel et le temps de circulation libre sur un tronçon de route. Le délai peut être récurrent ou non récurrent. Les retards récurrents constituent les retards quotidiens rencontrés qui peuvent être déduits à partir de données historiques, tandis que les retards non récurrents sont ceux causés par les incidents routiers. Dans [MOR86], les auteurs ont développé une approche pour le calcul du volume des retards cumulés sur les autoroutes en utilisant deux courbes de volume cumulatif tracées sur un axe temporel. La zone située entre ces deux courbes représente le retard supplémentaire dû à l'incident. D'autres approches comme les diagrammes de files

d'attente ont été proposées pour calculer les retards, basées sur l'estimation du trafic en temps réel [ALD95].

3.2.2. Détection des incidents routiers

La détection des incidents est une autre étape cruciale qui affecte les actions à entreprendre et qui détermine la fiabilité et l'efficacité du système de gestion. Une détection rapide et fiable est désormais fondamentale. La performance d'un système de détection d'incidents peut être évaluée à deux niveaux ; au niveau des technologies de collecte des données et au niveau des algorithmes de traitement des données. Des efforts considérables ont été consacrés à l'amélioration des techniques de détection d'incidents, y compris le déploiement de nouvelles technologies de détection et le développement d'une variété d'algorithmes de traitement.

Plusieurs catégories d'algorithmes existent pour détecter les incidents routiers. On trouve les algorithmes comparatifs qui comparent les paramètres du trafic observés avec des seuils préétablis. Cette catégorie comprend les algorithmes d'arbres de décision et certains algorithmes de reconnaissance de formes. D'autres catégories incluent les algorithmes statistiques, les algorithmes utilisés en intelligence artificielle comme les réseaux de neurones, les algorithmes de traitement d'images, etc. Dans cette dernière catégorie, on suppose que le trafic obéit à des modèles prévisibles et les incidents sont détectés quand les mesures des capteurs s'écartent significativement des prévisions [BOY07]. De nouvelles catégories sont aussi apparues récemment comme les algorithmes à base de sondes et les algorithmes basés sur les véhicules en déplacement [BOY07].

3.2.3. Durée totale de l'incident

Une utilisation efficace des techniques de gestion des incidents nécessite la capacité de prédire la gravité d'un incident en temps réel afin d'y apporter la meilleure réponse. La durée totale d'un incident est une mesure fréquemment utilisée pour évaluer la gravité d'un incident compte tenu de son impact sur les utilisateurs du système. D'autres mesures existant comme le temps de rétablissement, la longueur des files d'attente causées par l'incident ou le degré des blessures et des dommages matériels. La durée totale d'un incident est l'intervalle de temps entre son apparition et le retour à des conditions de circulation normales. Elle se compose de plusieurs éléments ; le temps de détection et de vérification, le temps de réponse et le temps de rétablissement des routes. Le temps de détection est le temps entre l'occurrence de l'incident et sa détection. Le temps de réponse est le délai entre l'apparition de l'incident et

l'arrivée de l'équipe d'urgence. Le temps de rétablissement des routes est le temps entre le début de l'opération de secours sur place et le temps de la fin de l'opération de nettoyage.

Les principaux facteurs influençant la durée d'un incident sont : le type d'incident, le nombre de véhicules impliqués, le nombre et la gravité des blessures, le nombre de voies affectées, les conditions environnementales, etc. L'approche la plus populaire pour analyser la durée totale d'un incident est basée sur la notion de danger. Beaucoup d'autres modèles existent pour évaluer la durée d'un incident comme les modèles de régression linéaire basés sur différentes caractéristiques comme le type d'incident, les conditions météorologiques, le nombre de véhicules et des voies impliquées. Par ailleurs, les arbres de décision [OZB99] n'exigent pas la connaissance de toutes les caractéristiques observables d'un incident. Dans [SMI02], les auteurs suggèrent aussi l'utilisation de la régression non paramétrique, où la durée d'un incident est basée sur l'occurrence d'incidents semblables dans le passé.

3.2.4. Gestion des véhicules d'urgence

L'une des phases importantes de la gestion des incidents en ce qui concerne la sécurité routière est la phase de réponse correspondant à la gestion des véhicules d'urgence. Notons que si cette phase n'est pas optimisée, la qualité des phases suivantes de la gestion des incidents sera affectée et plus particulièrement le temps nécessaire au rétablissement de la fluidité de la circulation. Le troisième axe de notre recherche s'inscrit dans ce cadre. Les travaux existants relatifs à ce sujet ainsi que d'autres détails sont présentés dans le chapitre suivant.

Dans ce chapitre, nous allons nous concentrer sur les systèmes de détection automatique des incidents routiers vu ses avantages en termes de gestion de trafic et de sécurité.

3.3. Objectifs de la détection automatique des incidents routiers

Les systèmes de gestion des incidents routiers ont pour objectif d'assurer la sécurité des véhicules d'une manière efficace et ordonnée, ainsi que de réduire les retards et les ralentissements dans des conditions normales de circulation. Les systèmes de gestion des incidents comprennent des dispositifs de détection, de validation, de suivi des incidents et de contrôle ainsi que des plans de gestion ou de stratégies d'intervention en cas d'incident. On décompose schématiquement l'efficacité de traitement d'un incident en deux phases principales :

- le délai nécessaire pour donner l’alerte ;
- le délai nécessaire pour l’intervention.

Les services gestionnaires visent à optimiser ces délais, à l’aide des moyens matériels et humains dont ils disposent. La détection automatique des incidents est un moyen matériel pour améliorer le délai d’alerte. Cette technologie permet de réduire le temps de gestion d’un incident. Elle vise à identifier les causes et les conséquences de perturbations du trafic routier afin de limiter les effets négatifs de l’incident sur la circulation, de réduire les congestions dues aux incidents et le risque d’accidents secondaires.

La DAI permet également d’avoir connaissance des problèmes sur le réseau le plus rapidement possible, donnant ainsi la possibilité d’en informer les usagers si nécessaire.

3.4. Principes de la détection automatique des incidents routiers

La DAI consiste à mettre en évidence, grâce à une détection rapide, un événement qui génère une perturbation du trafic routier. On distingue deux modalités de détection :

- détection directe de l’événement ;
- détection des impacts de l’événement sur le trafic routier (bouchons, ralentissements, modifications de la répartition du trafic entre voies, modification des trajectoires des véhicules).

Le principe de la DAI est basé sur la quasi-instantanéité de la détection, grâce le plus souvent à des outils informatisés utilisant des algorithmes complexes intégrés dans des capteurs. Selon les systèmes de DAI, plusieurs types d’incident peuvent être détectés avec plus ou moins de difficultés, selon les types d’incidents et les technologies utilisées :

- obstacle sur la chaussée ;
- piéton sur la chaussée ;
- véhicule à l’arrêt ;
- ralentissement ;
- congestion ;
- véhicule à contre-sens.

3.5. Types de la détection automatique des incidents routiers

Trois grandes familles de systèmes de détection d'incidents routiers existent : les systèmes basés sur des capteurs intrusifs, les systèmes basés sur des capteurs non-intrusifs, et les systèmes basés sur les capteurs coopératifs. Les capteurs ponctuels qui détectent directement les incidents sont d'un usage marginal et spécifique à des points de fort enjeu, compte tenu de leurs coûts. D'autres types de capteurs ponctuels détectent les effets de l'incident et non l'incident lui-même. Ces capteurs ne sont pas spécifiquement dédiés à la détection, mais plus globalement à la connaissance et à la gestion de trafic.

Un capteur non-intrusif est un élément installé en accotement de chaussée, sur mâts ou portiques. Plus de détails sur ce type de capteurs est déjà présenté dans le premier chapitre. Pour ce type d'équipements, il n'est a priori pas nécessaire d'effectuer de travaux sur la chaussée. Pour autant il est parfois nécessaire d'installer le support, même si les supports existants peuvent souvent être mutualisés. À noter que les capteurs non-intrusifs peuvent être utilisés soit de manière ponctuelle, soit de déploiement dit linéaire sur une section. Le déploiement linéaire permet notamment, par le rapprochement des informations transmises par plusieurs capteurs en séquence, d'améliorer la qualification de l'événement, lorsque celui-ci a une extension géographique (bouchon, conducteur à contre-sens...).

Les systèmes embarqués peuvent également servir de vecteurs de transmission de l'information, collectée par des véhicules détecteurs, soit directement aux véhicules approchant soit à un centre de gestion de trafic via une unité de bord de voie. La DAI basée sur des capteurs coopératifs est fondée sur la contribution des véhicules eux-mêmes à la détection de l'incident. L'anomalie détectée par un ou plusieurs véhicules concourt à qualifier un incident. Elle peut également être signalée par le conducteur lui-même, s'il aperçoit une anomalie dans le trafic ou sur l'infrastructure. Dans tout système coopératif, l'intelligence est partagée entre le véhicule et son environnement. Les véhicules sont en communication entre eux et avec l'infrastructure routière, ce qui permet une fiabilité de l'information sur l'état du réseau routier. La qualification de l'événement par systèmes coopératifs constitue une dimension de complexité de ces systèmes par rapport aux DAI ponctuelles.

3.6. Indicateurs de performance des systèmes de détection automatique des incidents routiers

La performance d'un système de détection automatique d'incidents routiers peut être qualifiée par quatre critères :

- le taux de détection (TD) : le taux de détection mesure l'aptitude du système à détecter les incidents. C'est le rapport entre le nombre d'incidents détectés et le nombre d'incidents détectables.
- le taux de fausse alarme (TFA) : le taux de fausses alarmes reflète la confiance que l'on peut accorder au système de détection. Il s'augmente quand on cherche à améliorer le taux de détection. Il s'exprime en pourcentage par la formulation suivante :

$$\text{TFA} = \text{Nombre de fausses alarmes} / \text{Nombre total d'alarmes} \times 100$$

- le délai de détection : le délai de détection est le laps de temps qui s'écoule entre la survenue de l'incident et sa détection.
- Le taux de classification : le taux de classification est le pourcentage d'objets classifiés incluant des objets incidents et non incidents, par modèle du nombre total d'objets de test.

3.7. Systèmes proposés pour une détection automatique des incidents routiers

Dans la suite du présent chapitre, deux systèmes de détection des incidents routiers seront présentés. Le premier est un système de détection automatique capable d'adapter la tâche d'apprentissage d'un environnement cible à un autre qui souffre d'un manque de données de circulation, et le deuxième est destiné à résoudre le problème de la détection en présence des caractéristiques non linéaires des incidents en utilisant la technique d'apprentissage profond.

3.7.1. Premier système : Détection d'incidents routiers en utilisant l'apprentissage automatique extrême et la technique de transfert d'apprentissage

La détection des incidents routiers est maintenant plus largement utilisée comme aide à l'optimisation des réseaux. Elle constitue un outil permettant d'évaluer et de gérer le trafic.

Elle vise à permettre aux exploitants de réagir à tout moment en cas d'incidents. Son premier objectif est de réduire les délais de détection et d'adapter les mesures de secours, de mise en sécurité et de gestion de trafic de manière à réduire les impacts des incidents.

Le problème de la détection peut être formulé comme une tâche de classification, permettant de déterminer l'existence d'un incident ou non en fonction des données recueillies à partir du flux de trafic. L'utilisation d'une classification intelligente offre des techniques utiles pour faire face à ce type de problème. Plusieurs techniques d'DAI ont été publiées pour résoudre ce problème, tels que la rétro-propagation du gradient [CHE12], la logique floue [ROS15], l'optimisation par essaim de particules [SRI03]. Cependant, ces travaux présentent des inconvénients. La rétro-propagation du gradient est gourmande en temps de calcul et souffre de la possibilité d'être coincé dans un minimum local non globalement optimal. La logique floue est basée sur l'utilisation de connaissances issues d'une expertise humaine pour déterminer les règles floues et les fonctions d'appartenance, qui sont souvent définies manuellement par les experts. L'inconvénient majeur de l'optimisation par essaim de particules est la difficulté de réglage des paramètres. En apprentissage automatique, le terme « Extreme Learning Machine » (ELM) fait référence à un type de réseau de neurones. Sa spécificité est de n'avoir qu'une seule couche de nœuds cachés, où les poids des entrées de connexion de nœuds cachés sont répartis au hasard et jamais mis à jour. Ces poids entre les nœuds cachés d'entrée et les sorties sont appris en une seule étape, ce qui revient essentiellement à l'apprentissage d'un modèle linéaire. Le nom « Extreme Learning Machine » a été donné à ces modèles par Guang-Bin Huang [BIN06]. Ce type de modèle a été utilisé dans de nombreux travaux [HUA12, ZON11], qui ont prouvé que l'ELM peut produire une bonne performance de généralisation et avoir un processus d'apprentissage plus rapide que les réseaux formés en utilisant la rétro-propagation du gradient. D'où vient l'idée d'utiliser l'ELM pour résoudre le problème de la détection des incidents routiers. D'autre part, les systèmes de détection existants demandent une quantité suffisante de données afin de garantir la performance de détection. Cependant, il est coûteux et gourmand en termes de temps de collecter suffisamment de données de toutes les zones d'un réseau routier. Par conséquent, la découverte d'un modèle typique avec des données insuffisantes est un problème critique. Étant donné que les modèles typiques peuvent être partagés par plusieurs réseaux, on peut donc utiliser la technique d'apprentissage par transfert. L'apprentissage par transfert est une méthode dont l'objectif est de réutiliser des connaissances acquises dans divers environnements pour améliorer les performances d'apprentissage dans de nouveaux

environnements [PAN08, PAN10]. En conséquence, le système proposé porte sur l'utilisation de l'ELM et de l'apprentissage par transfert dont l'objectif est de résoudre le problème de la détection dans un environnement qui souffre de manque de données en utilisant des connaissances obtenues à partir d'autres environnements. Dans ce qui suit, nous allons présenter plus en détails l'ELM et la technique de transfert d'apprentissage. La fin de cette partie décrit le système proposé et présente les résultats de simulation.

3.7.1.1. La machine d'apprentissage extrême

Il est clair que la vitesse d'apprentissage des réseaux de neurones classiques est beaucoup plus lente que nécessaire et il a été un obstacle majeur dans leurs demandes de dernières décennies. Deux raisons principales derrière peuvent en être :

- les algorithmes d'apprentissages basés sur les gradients sont largement utilisés pour former des réseaux de neurones ;
- tous les paramètres des réseaux sont réglés de manière itérative en utilisant ces algorithmes d'apprentissage.

Contrairement à ces implémentations classiques, l'ELM tend à révolutionner les réseaux de neurones de manière à minimiser le temps d'apprentissage et augmenter le taux de reconnaissance [BEN15, HUA04]. L'idée principale est d'utiliser un réseau de neurones avec une seule couche cachée, pour lequel les coefficients et les biais sont initialisés aléatoirement. Le principe du réseau neuronal n'est donc pas modifié, mais le rôle de l'adaptation est reconsidéré. Plutôt que d'ajuster tous les poids d'un réseau pour émuler une fonction, le réseau est constitué d'un grand nombre de neurones dans la couche interne. Les poids d'entrée sont initialisés aléatoirement une seule fois et restent avec cette valeur. L'adaptation porte donc uniquement sur les poids de la couche de sortie.

Le modèle mathématique de l'ELM peut être représenté par l'équation (3.1).

$$f(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i h(w_i \times x_j + b_i) = h(x)\beta \quad | \quad j = 1, \dots, N \quad (3.1)$$

où N est le nombre d'entrées $X = (x_1, \dots, x_N)$, L est le nombre de neurones dans la couche cachée et $f_L(x) \in R$ est la sortie. $w_i \in R^n$ est le vecteur de poids qui relie les noeuds d'entrée et le i ème nœud caché, $b_i \in R^n$ est le biais du i ème nœud caché et $\beta_i \in R^n$ est le poids qui relie le i ème nœud caché et le nœud de sortie. w_i et b_i représentent les paramètres d'apprentissage de l'ELM. Si le réseau de neurones peut approximer les N échantillons sans erreur, nous pouvons dire qu'il existe une solution β_i , w_i et b_i tel que:

$$H\beta = T \quad (3.2)$$

où:

$$H = \begin{pmatrix} h(x_1) \\ \vdots \\ h(x_2) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h(w_1, b_1, x_1) & \dots & h(w_1, b_t, x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h(w_1, b_n, x_1) & \dots & h(w_1, b_L, x_1) \end{pmatrix}$$

$$T = [t_1, \dots, t_N]^T$$

$$\beta = [\beta_1, \dots, \beta_L]^T$$

H représente la matrice de sortie de la couche cachée du réseau. Les poids de sortie peuvent être évalués comme suit :

$$\beta = H^+T = H^T(HH^T)^{-1}T \quad (3.3)$$

Où H^T est la matrice transpose de H et H^+ représente la matrice généralisée de Moore-Penrose [HAN14] dont différentes méthodes existent dans la littérature [TAN71, HUA04, HUA14, HUA12] pour calculer cet inverse, soit par :

- la méthode de projection orthogonale,
- la méthode d'orthogonalité,
- les méthodes itératives,
- la méthode de décomposition en valeurs singulières.

Si le nombre d'échantillons N est inférieur à L , un problème de moindres carrés moins déterminé serait traité. Dans ce cas, la solution peut être obtenue comme suit:

$$\beta = H^T \left(HH^T + \frac{I_N}{C} \right)^{-1} T \quad (3.4)$$

où I_N est la matrice d'identité avec la taille N et C est une constante de pénalité sur les erreurs. D'où l'algorithme :

Algorithme 3. 1. L'algorithme de l'apprentissage automatique extrême.

1. Générer aléatoirement les paramètres du réseau
2. Calculer la matrice de sortie de la couche cachée H
3. Si $N < L$, calculer les poids de sortie β en utilisant l'équation (3.4). Sinon, β le calcul se fait en utilisant l'équation (3.3).

3.7.1.2. L'apprentissage par transfert

Une hypothèse des méthodes d'apprentissage traditionnelles est que les données d'apprentissage et les données de test sont issues du même domaine, de sorte que l'espace des attributs en entrée et la distribution des données sont les mêmes. Cependant, dans beaucoup de scénario d'apprentissage supervisé, cette hypothèse ne tient pas. Il est donc nécessaire de créer de nouvelles méthodes d'apprentissage formées à partir de données plus facilement récupérables, voir simplement les seules données disponibles. Ce concept est appelé *apprentissage par transfert*, ou *Transfer Learning* [DAI07-BEH15] et est illustré par la Figure 3.1. L'apprentissage par transfert vise à utiliser les connaissances et les compétences apprises à partir des tâches sources pour non seulement influencer l'apprentissage mais aussi améliorer les performances sur de nouvelles tâches cibles partageant des similitudes.

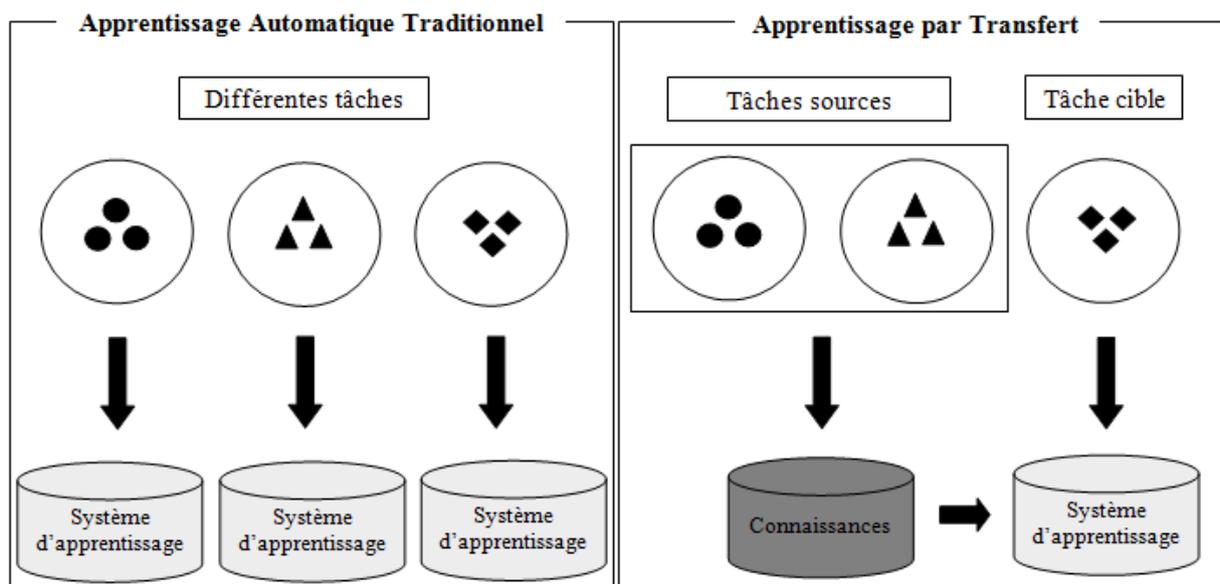


Figure 3. 1. Une définition intuitive de l'apprentissage par transfert.

3.7.1.3. L'adaptation de la méthode de détection proposée à un contexte de transfert d'apprentissage

L'apprentissage par transfert est utile lorsque peu de données sont disponibles pour l'apprentissage d'une tâche. Il consiste à utiliser pour une nouvelle tâche les connaissances ayant été acquises à partir d'une autre tâche et pour laquelle un plus grand nombre de données est disponible. Dans un domaine comme le réseau routier, il est coûteux de recueillir suffisamment de données et les systèmes de détection qui utilisent peu de données ne sont pas robustes et conduisent à une généralisation faible. Des méthodes d'adaptation de domaine sont devenues nécessaires pour faire l'apprentissage avec quelques échantillons du domaine

cible en utilisant des connaissances acquises à partir des domaines sources. Dans notre travail, nous avons proposé d'étendre ELM pour gérer le problème d'adaptation du domaine cible à des domaines sources en supposant que toutes les données du domaine source sont des données étiquetées. Les poids de sorties β_T du domaine cible T sont calculées en utilisant les poids de sortie β_S du domaine source S et les données étiquetées du domaine cible. La structure proposée de l'algorithme proposé est présentée dans la Figure 3.2, à partir de laquelle nous pouvons voir que les données non étiquetées du domaine cible ont également été explorées. Si le nombre des données d'entrées $N_T > L$, alors les poids de sortie β_T peuvent être obtenus comme suit :

$$\beta_T = (I + C_T H_T^T H_T + C_{Tu} H_{Tu}^T H_{Tu})^{-1} (C_T H_T^T t_T + C_{Tu} H_{Tu}^T H_{Tu} \beta_S) \quad (3.5)$$

Sinon, ils peuvent être obtenus comme suit :

$$\beta_T = H_T^T \alpha_T + H_{Tu}^T \alpha_{Tu} = H_T^T (QP^{-1}O - R)^{-1} (QP^{-1}t_{Tu} - t_T) + H_T^T \quad (3.6)$$

où :

$$T_{Tu} = H_{Tu} \beta_S \quad (3.7)$$

$$O = H_{Tu} H_T^T \quad (3.8)$$

$$P = H_{Tu} H_{Tu}^T + \frac{I}{C_{Tu}} \quad (3.9)$$

$$Q = H_T H_{Tu}^T \quad (3.10)$$

$$R = H_T H_T^T + \frac{I}{C_T} \quad (3.11)$$

où I est la matrice d'identité de taille N_T .

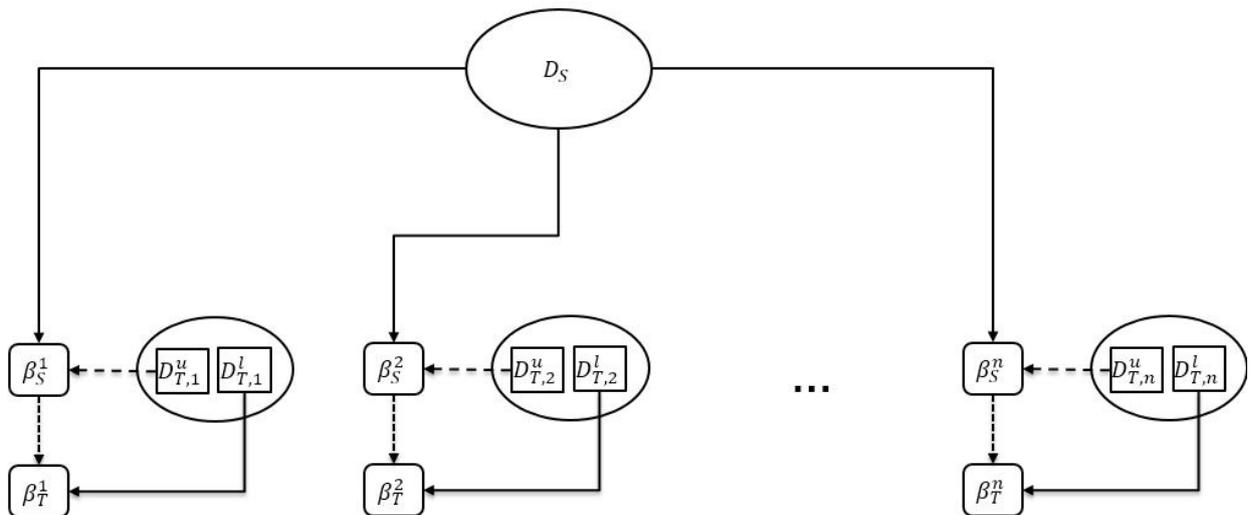


Figure 3. 2. La structure de l'algorithme d'adaptation du domaine cible.

Pour la reconnaissance des nombreuses données non étiquetées du domaine cible, nous calculons la sortie finale en utilisant l'équation 3.12.

$$y_{Tu}^k = H_{Tu}^k * \beta_T, \quad k = 1, \dots, N_{Tu} \quad (3.12)$$

où H_{Tu}^k désigne la sortie de la couche cachée du kème vecteur non étiqueté du domaine cible et N_{Tu} est le nombre de vecteurs non étiquetés du domaine cible.

Soient $\{X_S, t_S\} = \{x_S^i, t_S^i\}_{i=1}^{N_S}$ l'ensemble des données d'entrées du domaine source S , $\{X_T, t_T\} = \{x_T^j, t_T^j\}_{j=1}^{N_T}$ l'ensemble des données étiquetées du domaine cible T , $\{X_{Tu}\} = \{x_T^k, t_S^k\}_{k=1}^{N_S}$ l'ensemble des données non étiquetée du domaine cible T , les paramètres de compromis C_S, C_T et C_{Tu} , les poids de sortie β_T et la sortie prévue y_{Tu} des données non étiquetées du domaine cible. D'où l'algorithme :

Algorithme 3. 2. L'algorithme d'adaptation du domaine source.

1. Initialiser le réseau ELM composé de L neurones avec les paramètres W_1 et B_1 générés aléatoirement.
2. Calculer la matrice de sortie de la couche cachée H_S avec $H_S = h(W_1 * X_S + B_1)$.
3. Si $N_S < L$, calculer les poids de sortie β_S en utilisant l'équation (3.4). Sinon, le calcul se fait en utilisant l'équation (3.3).
4. Initialiser le réseau ELM composé de L neurones avec les paramètres W_2 et B_2 générés aléatoirement.
5. Calculer H_T et H_{Tu} avec $H_T = h(W_2 * X_T + B_2)$ et $H_{Tu} = h(W_2 * X_{Tu} + B_2)$.
6. Si $N_T < L$, calculer les poids de sortie β_T en utilisant l'équation (3.6). Sinon, le calcul se fait en utilisant l'équation (3.5).
7. Calculer la sortie prévue y_{Tu} en utilisant l'Equation (3.12).

3.7.1.4. Résultats de simulation

Pour la phase expérimentale, nous avons choisi l'outil de simulation SUMO et l'interface de control TraCi. Le réseau routier utilisé est composé de 25 intersections équipées par des feux de signalisation, comme l'illustre la Figure 3.3. Nous considérons quatre phases de lumières possible, chacune pour laisser passer les véhicules circulants à l'une des quatre directions. Toutes les routes ont trois voies dans chaque direction. Comme montre la figure 3.4, au niveau de chaque voie, deux détecteurs sont installés afin de capturer les informations de trafic. Les véhicules sont générés à chaque extrémité selon une distribution uniforme.

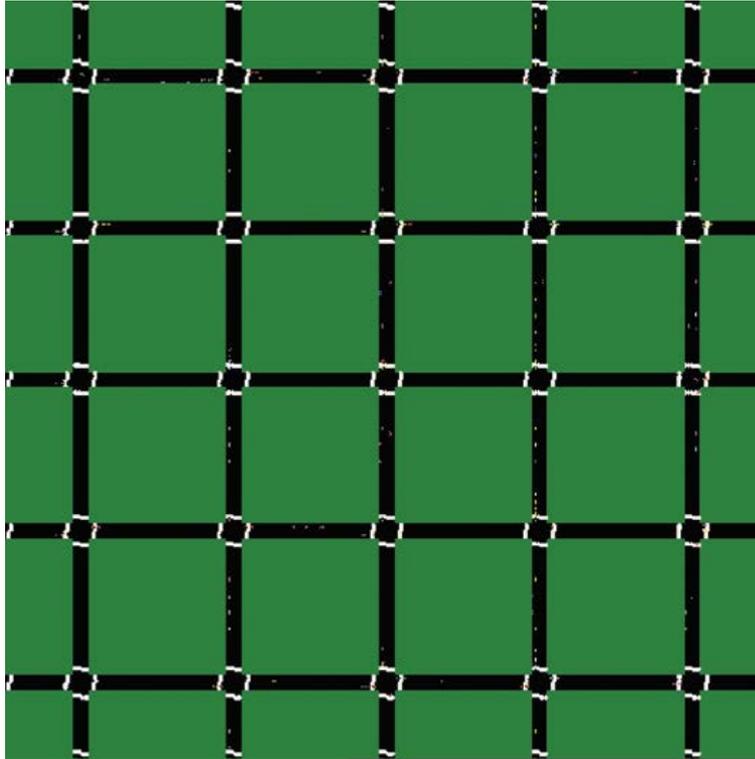


Figure 3. 3. Réseau routier composé de vingt-cinq intersections.

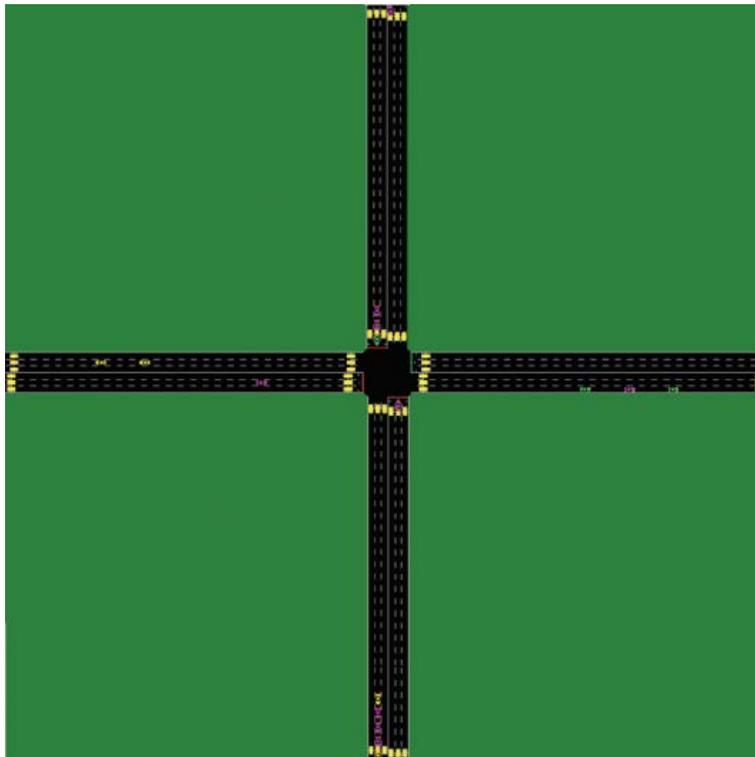


Figure 3. 4. Configuration d'une intersection.

Pour former un algorithme permettant de détecter les incidents de la circulation, il faut acquérir suffisamment de données qui incluent des informations sur différents types d'incidents dans diverses conditions d'écoulement. Pour ce faire, nous avons introduit 20

incidents dont 10 incidents avec une voie bloquée et 10 incidents avec deux voies ou plus bloquées. Notre ensemble de données contient des informations sur le trafic (vitesse moyenne, taux d'occupation, taux d'écoulement) enregistrés en 63h et captées par 360 détecteurs inductifs. L'ensemble des données est divisé en sous ensembles d'entraînement et de test. L'ensemble contient 2300 données étiquetées dont 80% ont été sélectionnées au hasard pour l'entraînement et les 20% restantes ont été utilisées pour les tests. La classe à prédire est représentée sous forme binaire par les valeurs 0 et 1, pour évaluer respectivement l'absence ou la présence d'un incident. Pour la phase de simulation, nous avons utilisé deux réseaux différents. Nous avons comparé la performance des deux algorithmes, l'ELM et la propagation arrière en utilisant le réseau illustré par la Figure 3.3. Pour une deuxième comparaison entre la méthode d'adaptation proposée et l'ELM, nous avons utilisé un autre réseau dans lequel toutes les routes ont une seule voie dans chaque direction.

Le tableau 3.1 résume les résultats de simulation. Il est évident que l'ELM, montrant un TD élevé, un faible TFA et un taux de classification élevé, est plus performant que le BPNN. Néanmoins, les deux algorithmes sont à peu près égaux en termes de DD. Un autre indicateur de performance est le temps d'entraînement. C'est le temps consommé par la méthode pour atteindre une classification optimale. Nous pouvons conclure que l'ELM est beaucoup mieux que le BPNN ; l'ELM peut converger en 0.14 secondes mieux que le BPNN qui a pris 311.75 secondes. La collecte des données suffisantes était impraticable en raison de la période de temps qui était extrêmement longue. D'où l'idée d'utiliser une méthode d'adaptation. Nous avons comparé ses performances avec l'ELM pour prouver ses capacités à transférer les connaissances entre différents environnements et bénéficier des expériences passées. Pour ce faire, nous avons utilisé un autre réseau dans lequel chaque route contient une seule voie dans chaque direction. Pour une bonne adaptation, nous avons collecté 300 données étiquetées depuis le nouveau réseau appelé domaine cible et nous avons essayé de transférer les connaissances apprises du premier réseau vers ce domaine. Des exemples de données pour les deux domaines sont représentés dans les deux tableaux 3.2 et 3.3.

Tableau 3.1. Comparaison entre l'ELM et la propagation arrière en termes d'indicateurs de performance.

Algorithme	Taux de détection [%]	Taux de fausse alarme [%]	Délai de détection [seconds]	Taux de classification [%]	Temps d'apprentissage [seconds]
BPNN	92.30	0.03	241.66	85.34	311.75
ELM	100.00	0.02	261.53	89.62	0.14

Tableau 3.2. Exemples de données d'apprentissage récupérées depuis le réseau source.

Sortie binaire	Taux d'écoulement (%)	Vitesse moyenne (m/s)	Taux d'occupation (%)
1	83.0	2.50	5.0
1	23.0	0.37	10.0
0	79.0	9.50	5.0
0	72.0	10.0	4.0
0	62.0	10.0	4.0
1	93.0	1.41	26.0
1	93.0	1.71	31.0
0	89.0	6.00	3.0
0	72.0	10.00	5.0
0	75.0	10.00	3.0

Tableau 3.3. Exemples de données d'apprentissage récupérées depuis le réseau cible.

Sortie binaire	Taux d'écoulement (%)	Vitesse moyenne (m/s)	Taux d'occupation (%)
0	97.0	8.37	12
1	93.0	0.23	35
0	100.0	0.00	0
0	96.0	10.00	2
0	97.0	7.67	13
1	95.0	0.31	85
1	68.0	0.00	100
0	95.0	10.00	4
0	100.0	0.00	0
1	49.0	1.65	37

Le tableau 3.2 montre les résultats de comparaison entre l'apprentissage fait par l'ELM avec les données collectées depuis le domaine cible et avec la méthode d'adaptation proposée. Comme on peut le voir, avec le transfert d'apprentissage, la méthode d'adaptation surpasse largement l'ELM en termes de presque tous les indices de performance. L'ELM présente donc des inconvénients lorsque les données d'apprentissage sont insuffisantes, ce qui se traduit par des taux de détection et de classification faibles et un TFA élevé. La méthode d'adaptation peut gérer ce problème et offrir de bons résultats en profitant des expériences passées au niveau d'autres environnements et en les adoptant à de nouveaux environnements.

Tableau 3.4. Comparaison entre l'ELM et la méthode d'adaptation proposée en termes d'indicateurs de performance.

Méthode	Taux de détection [%]	Taux de fausse alarme [%]	Délai de détection [seconds]	Taux de classification [%]	Erreur [seconds]
ELM	90.90	0.046	130.00	86.21	0.2291
Méthode d'adaptation du domaine	98.38	0.035	236.67	90.53	0.0882

3.7.2. Deuxième système : Détection automatique d'incidents routiers en utilisant la technique d'apprentissage profond et la logique floue

Vu la complexité et les caractéristiques non linéaires des incidents routiers, notre deuxième projet s'est basé sur l'utilisation de l'apprentissage en profondeur tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction les données grâce à des architectures articulées de différentes transformations non linéaires. Les algorithmes de propagation arrière du gradient sont performants pour les réseaux de neurones si l'initialisation des poids est effectuée proche d'un bon minimum local. Une manière astucieuse pour réaliser cette initialisation est l'utilisation des auto-encodeurs. L'idée est de projeter les entrées dans un espace par un encodeur. L'apprentissage des auto-encodeurs est assimilable à un apprentissage hiérarchique de caractéristiques servant par la suite à faciliter la tâche d'apprentissage supervisé. De ce fait, les paramètres de notre réseau profond sont initialisés en utilisant un modèle d'auto-encodeurs. L'algorithme de rétro-propagation est ensuite utilisé pour ajuster avec précision les paramètres du réseau. La logique floue est aussi appliquée afin de contrôler les paramètres d'apprentissage où l'objectif est d'augmenter la vitesse de convergence et minimiser l'erreur d'apprentissage. Le reste de cette partie décrit en détail le système proposé et présente les résultats de simulation.

3.7.2.1. Principe des auto-encodeurs

Soit $D = \{(x_i, y_i) \in X \times Y\}_{i=1, \dots, N}$ un ensemble de données entrée-sortie qu'on souhaite approximer avec un réseau de neurones. En général, une architecture neuronale comprend une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Dans la stratégie d'apprentissage adoptée, l'initiation des poids du réseau profond se fait via un modèle d'auto-encodeurs. Un auto-encodeur se compose toujours de deux parties : un encodeur et un décodeur comme l'illustre la Figure 3.3. L'encodeur sert à projeter les données x_i dans un espace de même dimension que le nombre d'unités de la couche cachée. Cette projection génère une nouvelle représentation des données $y(x_i)$ susceptible de préserver les informations utiles pour la tâche d'apprentissage supervisé. La représentation $y(x_i)$ se calcule en utilisant l'équation (3.13).

$$y(x) = f(W_1 \cdot x + b_1) \quad (3.13)$$

où la fonction f introduit la non-linéarité dans la projection. W_1 est une matrice de poids et b_1 est un vecteur de biais. Le module de décodage a pour but de reconstruire l'entrée x_i à partir du vecteur $y(x_i)$. La reconstruction est basée sur l'équation suivante :

$$z(x) = g(W_2 \cdot y(x) + b_2) \quad (3.14)$$

où g , W_2 et b_2 pour le décodeur peuvent différer de f , W_1 et b_1 pour l'encodeur, selon la conception de l'auto-encodeur. L'apprentissage de l'auto-encodeur procède donc par minimisation de l'erreur de reconstruction $E(X, Z)$ défini par l'équation (3.15).

$$E(X, Z) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|x_i - z_i\|^2 \quad (3.15)$$

où X est l'ensemble de N échantillons, Z est l'ensemble des sorties reconstruites et la notation $\|\cdot\|$ représente la norme d'un vecteur.

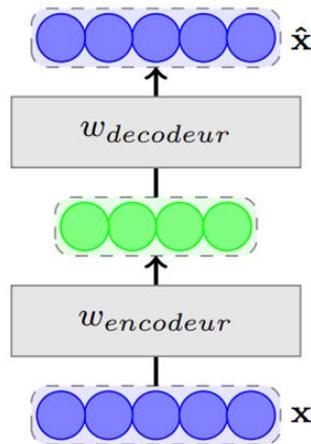


Figure 3. 5. Illustration du principe d'auto-encodeur.

3.7.2.2. Pré-apprentissage des réseaux de neurones profonds par des auto-encodeurs

L'apprentissage profond (en anglais *deep learning*) fait partie d'une famille de méthodes d'apprentissage automatique tentant de modéliser avec un haut niveau d'abstraction des données grâce à des couches successives de réseaux de neurones artificielles et à un algorithme d'apprentissage. Une des perspectives de l'apprentissage profond est le remplacement de certains travaux par des modèles algorithmiques d'apprentissage supervisé, non supervisé ou encore par des techniques d'extraction hiérarchique des caractéristiques. Les méthodes exploitant la théorie de l'apprentissage automatique de réseaux de neurones ou Deep Learning ont prouvé leur robustesse sur des tâches complexes des domaines de la reconnaissance faciale, de la reconnaissance vocale, du traitement automatisé du langage et de la vision par ordinateur. Nous nous situons dans la lignée de récents travaux misant sur l'auto-adaptabilité de tels systèmes dans le cas de traitement d'informations non linéaires. Nous proposons une architecture de réseau profond appliquée à la détection automatique des incidents routiers. En effet, les réseaux de neurones sont connus par leur sensibilité au choix des paramètres d'apprentissage ainsi qu'à l'initialisation qui est en général faite d'une

manière aléatoire. Dans ce cas, l'algorithme de propagation arrière utilisée pour l'estimation des poids peut converger vers un minimum local situé dans un bassin d'attraction peu intéressante du point de vue de la généralisation du modèle. Ce problème est lié entre autres au phénomène d'affaiblissement du gradient à travers les couches du réseau, ce qui rend l'adaptation des poids difficile. Pour contourner cette difficulté, une façon astucieuse est le pré-apprentissage qui consiste à apprendre de manière non-supervisée et hiérarchique les couches intermédiaires du réseau. Les poids obtenus servent à l'initialisation pour le réglage plus fin des poids de façon supervisée. Pour ce faire, la façon typique est l'utilisation d'un modèle d'auto-encodeurs. L'idée est de projeter les entrées dans un espace par un encodeur et pour mesurer la qualité de projection, un décodeur est ensuite utilisé pour reconstruire les données initiales. La qualité de l'encodeur se mesure via un critère de reconstruction. Comme montre la Figure 3.4, une fois qu'un auto-encodeur est appris, son module décodeur est retiré de l'architecture du réseau et la sortie de l'encodeur sert comme données d'entrée pour l'étage suivant d'auto-encodeur.

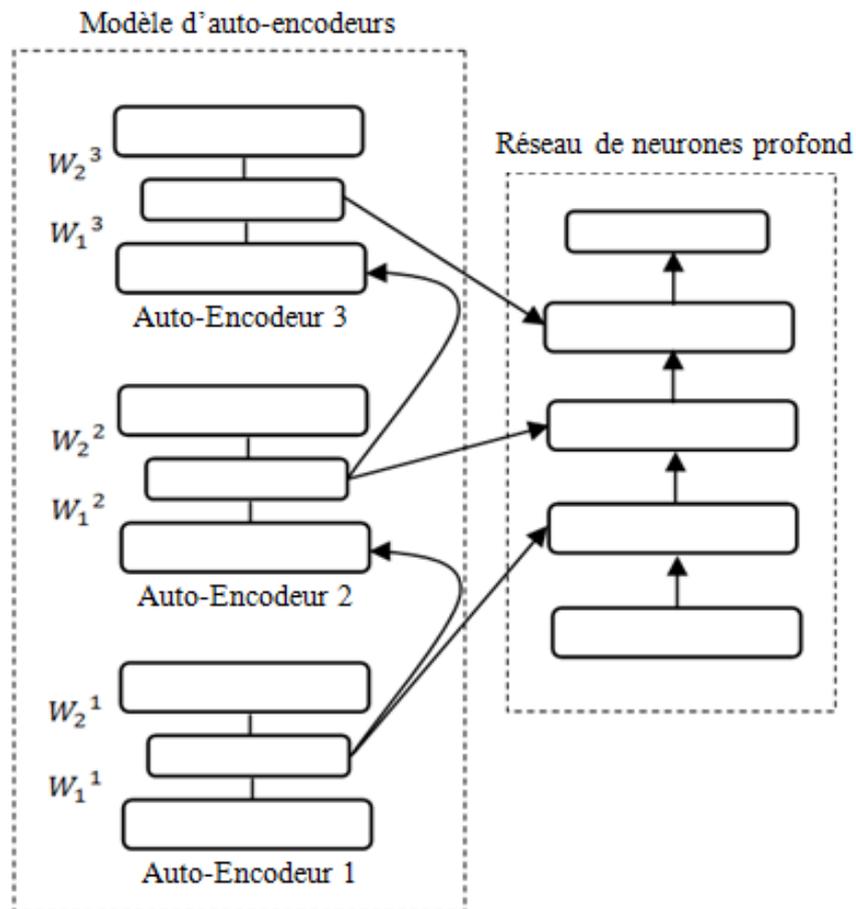


Figure 3. 6. Modèle d'auto-encodeurs.

3.7.2.3. Apprentissage profond à base de la logique floue

Le réglage fin est une stratégie qu'on trouve communément dans l'apprentissage en profondeur. Elle sert à améliorer les performances d'un modèle d'auto-encodeurs. D'un point de vue de haut niveau, le réglage fin traite toutes les couches comme un seul modèle, de sorte que dans une itération, nous modifions tout les poids. Dans notre travail, nous avons utilisé l'algorithme de la propagation arrière, développé par Paul Werbos en 1974. Il est assez simple ; la sortie du réseau est évaluée par rapport à la sortie souhaitée. Si les résultats ne sont pas satisfaisants, les poids du réseau seront modifiés et le processus d'apprentissage sera répété jusqu'à ce que l'erreur soit suffisamment faible. L'approche utilisée communément pour la minimisation de la fonction d'erreur est basée sur la méthode du gradient. La fonction d'erreur est définie par l'équation (3.16).

$$E(t) = \frac{1}{2}|e(t)|^2 \quad (3.16)$$

où $e(t)$ est la valeur d'erreur; la différence entre la sortie et la sortie estimée. Cette différence est utilisée pour l'adaptation des poids du réseau en utilisant l'équation (3.17).

$$\Delta w_j(t+1) = \eta \left(\frac{\partial E(t)}{\partial w_j} \right) + \alpha \Delta w_j(t) \quad (3.17)$$

où η est le taux d'apprentissage et la constante positive α est un momentum. Les réseaux de neurones sont connus par leur sensibilité au choix de ces deux paramètres. Le taux d'apprentissage peut limiter ou étendre l'ampleur de l'ajustement du poids dans un cycle d'apprentissage. Un taux d'apprentissage plus élevé peut rendre le réseau instable et peut paralyser la capacité de prédiction du réseau. Au contraire, si le taux d'apprentissage est faible, le temps d'apprentissage du réseau sera augmenté. En revanche, un faible momentum entraîne des oscillations de poids et une instabilité, empêchant ainsi le réseau d'apprendre. Un momentum élevé peut paralyser l'adaptabilité du réseau. Au milieu de l'entraînement, en cas de forte pente, une petite valeur de momentum est recommandée. Cependant, à la fin de l'entraînement, une grande valeur de momentum est souhaitable. Par conséquent, pour obtenir des meilleurs résultats, il est nécessaire que ces deux paramètres soient ajustés de manière adaptative pendant le processus d'apprentissage, puisque aucune valeur unique n'est optimale pour toutes les dimensions. Pour ce faire, nous avons proposé de modifier ces paramètres au cours du processus d'apprentissage en utilisant la logique floue.

Au départ, la logique floue s'affirme comme une technique opérationnelle. Utilisée à côté d'autres techniques de contrôle avancé, elle fait une entrée discrète mais appréciée dans

les automatismes de contrôle industriel. Dans la plupart des applications actuelles, elle permet de prendre en compte toutes sortes de connaissances quantitatives de concepteurs et d'opérateurs dans l'automatisation des systèmes. La logique floue ne remplace pas nécessairement les systèmes de régulation conventionnels. Elle est complémentaire. Ses avantages viennent notamment de ses capacités à formaliser et simuler l'expertise d'un opérateur ou d'un concepteur dans la conduite et le réglage d'un procédé, donner une réponse simple pour les procédés dont la modélisation est difficile, prendre en compte sans discontinuité des cas ou exceptions de natures différentes, et les intégrer au fur et à mesure dans l'expertise, prendre en compte plusieurs variables et effectuer de la « fusion pondérée » des grandeurs d'influence.

Quatre paramètres peuvent être utilisés pour créer les règles du système de contrôle de la logique floue : l'erreur relative (RE), le changement d'erreur relative (CRE), le changement d'erreur de signe (SC) et la somme cumulée de changement de signe dans l'erreur (CSC). Les quatre paramètres sont décrits par l'équation (3.18). Pour simplifier, nous supposons que le système contient deux entrées RE et CRE, et deux sorties; la variation du paramètre d'apprentissage $\Delta\eta$ et la modification de la valeur de quantité de mouvement $\Delta\alpha$. La plage de RE et CRE est 0-1. Les valeurs linguistiques de RE, CRE et $\Delta\eta$ sont NL, NS, ZE, PS et PL. NL représente une valeur «Negative Large», NS est «Negative Small», ZE est «Zero», PS est «Positive Small» et PL est «Positive Large». Le changement de la quantité de mouvement est suffisamment petit pour éviter toute surcorrection. Le tableau 3.1 et le tableau 3.2 décrivent les représentations matricielles des bases de règles pour $\Delta\eta$ et $\Delta\alpha$, respectivement.

$$\begin{cases} RE(t) = E(t) - E(t-1) \\ CRE = RE(t) - RE(t-1) \\ SC(t) = 1 - \left| \frac{1}{2} [sign(RE(t-1)) + sign(RE(t))] \right| \\ CSC = \sum_{m=t-4}^t SC(m) \end{cases} \quad (3.18)$$

Les réseaux de neurones profonds ont de nombreux niveaux de non linéarité leur permettant de représenter de manière compacte des fonctions hautement non linéaires et très variées. La phase d'apprentissage du réseau de neurones profond comprend deux étapes majeures d'initialisation des paramètres et de réglage fin. L'étape d'initialisation est essentielle dans l'apprentissage en profondeur car tout le système d'apprentissage n'est pas convexe. Une meilleure stratégie d'initialisation peut aider le réseau à converger vers un bon minimum local. Dans ce projet, un modèle d'auto-encodeurs est introduit. L'étape de réglage fin permet d'ajuster précisément les paramètres dans le réseau d'une manière supervisée. Pour mener à

bien cette étape, nous avons proposé d'utiliser la méthode de propagation arrière et un contrôleur basé sur la logique floue, dont l'objectif est d'adapter les paramètres d'apprentissage sur la base de l'erreur quadratique moyenne générée par le réseau profond. La procédure d'entraînement est résumée par l'algorithme 3.3.

Tableau 3. 1. Tableau de décision pour $\Delta\eta$ lorsque $CSC \leq 2$.

CRE	RE				
	NL	NS	ZE	PS	PL
NL	NS	NS	NS	NS	NS
NS	NS	ZE	PS	ZE	NS
ZE	ZE	PS	ZE	NS	ZE
PS	NS	ZE	PS	ZE	NS
PL	NS	NS	NS	NS	NS

Tableau 3. 2. Tableau de décision pour $\Delta\alpha$ lorsque $CSC \leq 2$.

CRE	RE				
	NL	NS	ZE	PS	PL
NL	-0.01	-0.01	0	0	0
NS	-0.01	0	0	0	0
ZE	0	0.01	0.01	0.01	0
PS	0	0	0	0	-0.01
PL	0	0	0	-0.01	-0.01

Algorithme 3. 3. L'algorithme d'apprentissage profond basé sur le modèle d'auto-encodeur, la propagation arrière et la logique floue.

Phase 1 : *initialisation des paramètres du réseau.*

1. utiliser le premier auto-encodeur pour un apprentissage supervisé au niveau de la première couche cachée.
2. Lancer le deuxième auto-encodeur avec les entrées sont les sorties de l'auto-encodeur précédent.
3. Répéter l'itération 2 pour le reste des couches.

Phase 2 : *réglage fin des paramètres du réseau.*

4. utiliser les sorties de la dernière couche comme entrées pour la couche de classification et initialiser ses paramètres avec l'apprentissage supervisé.
5. Réglage fin des paramètres du réseau avec l'apprentissage supervisé en utilisant l'algorithme de propagation et la logique floue.

3.7.2.4. Résultats de simulation

Pour la phase expérimentale, nous avons choisi l'outil de simulation de SUMO et l'interface de control TraCi. Le réseau routier utilisé est le réseau illustré par la Figure 3.3. Pour entraîner notre réseau de neurones profond, il faut acquérir suffisamment de données qui incluent différentes informations sur l'état de trafic dans diverses conditions d'écoulement. Pour ce faire, nous avons introduit 30 incidents sur le réseau et nous avons agrégé les informations sur l'état de trafic à intervalles réguliers de 100 secondes. Notre ensemble de données contient des informations sur le trafic, y compris la vitesse moyenne des véhicules circulant sur une voie, le taux d'occupation, le flux de trafic actuel F^t et le flux de trafic aux intervalles de temps précédents $F^{t-1}, F^{t-2}, \dots, F^{t-r}$. Par conséquent, notre modèle tient compte des corrélations temporelles du flux de trafic. Le modèle peut être construit du point de vue d'un réseau routier en considérant également les corrélations spatiales du flux de trafic. Ainsi, les données sont collectées depuis toutes les voies de notre réseau. L'ensemble des données a été capturé par 360 paires de détecteurs. Il contient 15000 échantillons répartis en trois sous-ensembles distincts appelés, sous-ensemble d'apprentissage, de test et de validation. Le sous-ensemble d'apprentissage de 60% de données est utilisé pour l'entraînement du réseau. Le sous-ensemble de test de 20% de données est utilisé pour prédire les performances futures du réseau. Une vérification finale de la performance du réseau est effectuée en utilisant le sous-ensemble de validation de 20% de données. Les sous-ensembles sont formés d'une manière aléatoire. C'est la méthode la plus simple pour diviser les données qui donne habituellement de bons résultats.

La performance d'un modèle de réseau de neurones profond est très sensible à la sélection de l'architecture du réseau. Pour trouver un bon réseau de neurones profond pour notre ensemble de données, nous avons adopté le processus décrit par l'algorithme 3.4. Nous avons généré cinq structures aléatoirement. Le nombre des couches cachés est limité entre 3 à 7, et le nombre des neurones au niveau de chaque couche est limité entre 3 à 20. Les résultats de simulation sont présentés par le tableau 3.3. La structure avec la minimum erreur quadratique moyenne est considérée comme optimale. Le minimum moyen est $(0.16+0.14)/2=0.15$. La structure optimale est donc [11, 12, 10, 14]; le réseau composé de quatre couches cachés avec 11, 12, 10 et 14 sont les nombres des neurones au niveau de chaque couche, respectivement. Notons $MSE_{\text{entraînement}}$, MSE_{test} et $MSE_{\text{validation}}$ les erreurs quadratique moyenne d'apprentissage, d'erreur et de validation. Les trois erreurs quadratiques moyennes sont définies par les équations suivantes:

$$MSE_{\text{entraînement}} = \frac{1}{N_{tr}} \sum_{i=1}^{N_{tr}} (d_i - o_i)^2 \quad (3.19)$$

$$MSE_{\text{test}} = \frac{1}{N_{te}} \sum_{i=1}^{N_{te}} (d_i - o_i)^2 \quad (3.20)$$

$$MSE_{\text{validation}} = \frac{1}{N_{va}} \sum_{i=1}^{N_{va}} (d_i - o_i)^2 \quad (3.21)$$

où MSE est la moyenne ($\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N$) des erreurs quadratiques $(d_i - o_i)^2$. N_{tr} est le nombre des données d'entraînement, N_{te} est le nombre des données de test et N_{va} est le nombre des données de validation. d_i est la sortie désirée et o_i est la sortie produite par le réseau.

Algorithme 3. 4. Processus de sélection de l'architecture.

1. collecter l'ensemble des données
2. diviser les données en trois sous-ensembles
3. **Pour** toutes les architectures **Faire**
4. entraîner le réseau avec l'ensemble de données d'entraînement
5. $MSE_{\text{entraînement}} \leftarrow$ MSE d'entraînement
6. $MSE_{\text{validation}} \leftarrow$ MSE de validation
7. **Fin Pour**
8. choisir le réseau avec le minimum moyenne de $MSE_{\text{entraînement}}$ et $MSE_{\text{validation}}$.

Tableau 3. 3. Comparaison entre différentes structures en termes de la moyenne des erreurs quadratique.

modèle d'auto-encodeurs	Structure	$MSE_{\text{entraînement}}$	$MSE_{\text{validation}}$
3	[8,10,15]	0.54	0.85
4	[11,12,10,14]	0.16	0.14
5	[19,5,20,9,11]	0.28	0.23
6	[9,8,15,13,18,12]	0.33	0.45
7	[16,11,17,8,5,13,9]	0.37	0.57

Notre simulation est divisée en trois parties. Nous déterminons la structure optimale du réseau dans la première partie. Dans la seconde partie, nous comparons quatre modèles: un réseau de neurones avec une seule couche cachée (SLNN), un réseau composé de plusieurs couches cachées (MLNN), un réseau profond (DNN) et un réseau de neurones flou et profond (FDNN). Notez que SLNN et MLNN s'entraînent d'une manière supervisée tandis que DNN et FDNN s'entraînent d'une manière non supervisée. Les structures de MLNN, DNN et FDNN sont exactement les mêmes. La seule différence réside dans l'algorithme d'apprentissage.

MLNN s'entraîne avec la méthode d'apprentissage traditionnelle. Dans la dernière partie, la comparaison est faite entre le DNN et le FDNN en termes de vitesse de convergence.

Pour évaluer la méthode TID, nous avons utilisé les mesures de performance. DR et FAR quantifient l'efficacité d'un algorithme, le MTTD et le CR reflètent son efficacité, tandis que le MSE évalue la qualité de l'estimateur. Un autre terme de comparaison est le temps d'entraînement. C'est temps consommé par la méthode pour atteindre un classificateur optimal. Les tableaux 3.4 et 3.5 résument les performances de test de SLNN, MLNN, DNN et FDNN. Il est évident que FDNN montrant un taux de détection élevé, un faible taux de fausses alarmes, un taux de classification élevé, le minimum $MSE_{\text{entraînement}}$ et MSE_{test} , est meilleur que SLNN, MLNN et DNN. SLNN est le plus rapide à cause de la simplicité de sa structure. Le temps d'apprentissage de DNN par rapport à MLNN n'a pas beaucoup augmenté, en raison de la complexité d'apprentissage que partagent un modèle multi-couches et un modèle profond. Pour l'apprentissage de DNN, un terme d'impulsion fixé à 0.5 est défini comme la valeur de η et α . Nous pouvons conclure que FDNN est bien mieux que DNN; le précédent peut converger en 275 secondes mieux que DNN qui prend 383 secondes. FDNN a montré une amélioration moyenne de 28,19% du temps d'apprentissage en employant un contrôleur flou qui a varié d'une façon adaptative les paramètres d'apprentissage. La dernière comparaison a été faite en termes de vitesse de convergence. Les détails sont présentés dans la Figure 3.7. FDNN est plus rapide à converger que DNN, MLNN et SLNN; FDNN pourrait atteindre la convergence en moins de 7 itérations, DNN en 12 itérations, tandis que MLNN nécessite environ 15 itérations et SLNN a besoin d'environ 20 itérations. À partir des résultats, DNN assure une détection efficace des incidents de la circulation. Plusieurs couches dans le réseau de neurones pourraient capturer une meilleure représentation des caractéristiques. L'apprentissage en profondeur flou est également beaucoup plus efficace que l'apprentissage en profondeur traditionnel. En utilisant la logique floue pour ajuster les paramètres d'apprentissage, la méthode d'apprentissage en profondeur pourrait éviter de rester bloquée dans un minimum local, augmenter la vitesse de convergence et minimiser l'erreur.

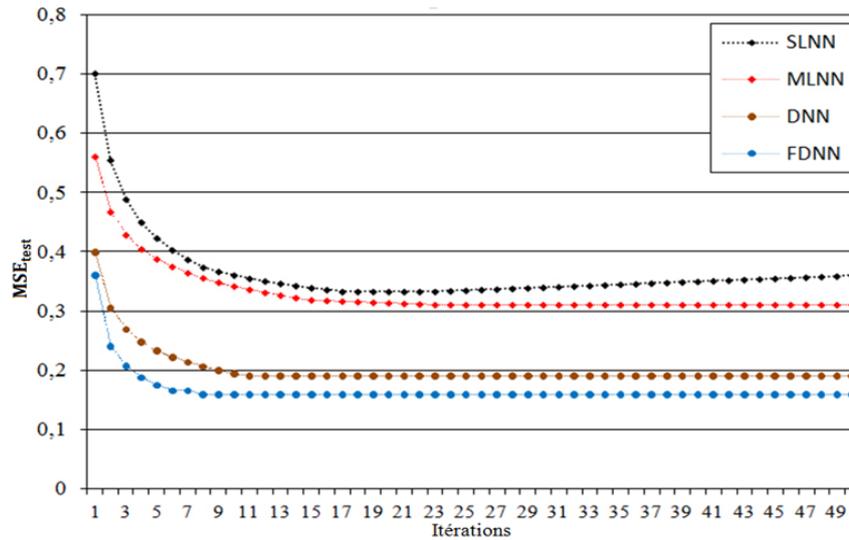


Figure 3. 7. Comparaison entre SLNN, MLNN, DNN et FDNN en termes de vitesse de convergence.

Tableau 3. 4. Comparaison entre SLNN, MLNN, DNN et FDNN en termes d'indices de performance.

	Taux de détection	Taux de fausses alarmes	Délai moyenne de détection	Taux de classification
SLNN	80.24%	0.33%	161.55s	77.54%
MLNN	87.58%	0.32%	155.02s	83.02%
DNN	92.89%	0.23%	188.52s	89.79%
FDNN	98.23%	0.24%	192.44s	91.47%

Tableau 3. 5. Comparaison entre SLNN, MLNN, DNN et FDNN en termes de l'erreur quadratique moyenne et le temps de détection.

	Temps d'entraînement	MSE _{entraînement}	MSE _{test}
SLNN	122s	0.34	0.35
MLNN	321s	0.31	0.32
DNN	383s	0.19	0.18
FDNN	275s	0.16	0.13

3.7.2.5. Conclusion

Le système de détection automatique des incidents routiers est un outil incontournable pour détecter les événements précurseurs des incidents. Les attentes des exploitants sont donc très fortes, tant cet outil d'accompagnement peut permettre de gagner du temps dans les situations où la rapidité de réaction est cruciale pour la sauvegarde des usagers. L'objectif de ce chapitre est de présenter deux systèmes proposés pour une détection automatique des incidents routiers. Le premier est basé sur l'utilisation de l'algorithme d'apprentissage automatique ELM et la technique de transfert d'apprentissage. Le deuxième système est basé

sur l'utilisation d'une nouvelle approche d'apprentissage en profondeur. Des résultats de simulation satisfaisants sont obtenus en termes de taux de détection, du taux de fausses alarmes, du délai de détection, du taux de classification et d'erreur d'apprentissage. L'analyse des résultats confirme l'efficacité et la précision des deux systèmes.

3.8. Conclusion

La détection automatique des incidents routiers améliore la qualité de services et des infrastructures et accélère nettement l'élimination des difficultés occasionnées par les accidents et les incidents en diminuant les perturbations. Dans ce chapitre, nous avons présenté deux systèmes capables de résoudre les problèmes de détection des incidents routiers. Les résultats de simulation confirment l'efficacité des systèmes proposés.

L'une des autres phases importantes de la gestion des incidents routiers en ce qui concerne la sécurité routière est la phase de réponse correspondant à la gestion des véhicules d'urgence. Notons que si cette phase n'est pas optimisée, la qualité des phases suivantes de la gestion des incidents sera affectée et plus particulièrement le temps nécessaire au rétablissement de la fluidité de la circulation. Le chapitre suivant porte sur ce sujet. Nous allons voir comment la gestion des véhicules d'urgence peut réduire les répercussions potentiellement négatives des incidents routiers et diminuer les taux de décès ou de pertes de biens. La fin du chapitre présente un nouveau système de gestion des véhicules d'urgence capable de leur assurer un passage rapide et sécurisé.

CHAPITRE 4

Gestion intelligente de circulation et priorisation des véhicules d'urgence

4.1. Introduction

Les systèmes de transports intelligents représentent un domaine multidisciplinaire combinant des technologies émergentes dans le but d'optimiser les planifications et les opérations des réseaux de transports. Nous avons choisi comme troisième axe de recherche le problème de la gestion des véhicules d'urgence vu ses retombés. En effet, l'efficacité du processus de gestion des véhicules d'urgence permet de minimiser les conséquences des incidents routiers sur les vies humaines, les biens matériels ainsi que le rétablissement de la fluidité et de la performance du réseau routier.

La gestion des véhicules d'urgence demeure une tâche difficile ; les systèmes d'urgence opèrent dans des environnements fortement dynamiques et subissent des perturbations assez fréquentes. Ces perturbations sont dues à deux facteurs. Le premier réside dans l'arrivée dynamique des demandes de service tout au long de la journée, et le deuxième facteur correspond aux variations dans les temps de parcours en référence à différents événements tels que les embouteillages, les accidents routiers, les pannes des véhicules en service, etc. Ainsi, les routes planifiées peuvent devenir inadaptées à la situation courante et entraîner une dégradation graduelle de la qualité de service. De plus, les intersections constituent en général la source de perte de temps et d'aléa potentiel la plus importante sur le parcours d'une ligne de transport collectif, surtout lorsque l'axe routier qui la supporte n'est pas prioritaire par défaut. Pourtant, tout retard représente un inconvénient majeur pour les différentes catégories des usagers de la route comme les services d'urgence qui doivent envisager une augmentation de leurs temps de réponse. La gestion du passage des véhicules d'urgence, à l'occasion duquel on modifie l'exploitation de l'intersection permet donc de minorer cette perte de temps en accordant au véhicule une priorité temporaire au bon moment. Elle suppose une estimation précise et fiable de l'arrivée du véhicule sur l'intersection, pour garantir une sécurité suffisante et ne pas trop dégrader le fonctionnement général de l'intersection.

Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord aborder en détail le problème de la gestion des véhicules d'urgence. Nous verrons ensuite comment une combinaison d'un acheminement intelligent des véhicules d'urgence et un contrôle prioritaire des feux de signalisation peut résoudre ce problème. La technique d'acheminement est basée sur une combinaison de l'optimisation par colonie de fourmis et de l'apprentissage automatique extrême. Son objectif est d'assigner aux véhicules d'urgence le meilleur chemin permettant d'atteindre le site d'un incident le plus rapidement possible. Le contrôle des feux de signalisation est également optimisé en utilisant la logique floue, dont l'objectif est d'assurer un passage rapide des véhicules d'urgence en minimisant leurs temps d'attente devant feux de signalisation.

4.2. Contexte et problématique

La sécurité routière s'intéresse à tout ce qui peut protéger les conducteurs, voyageurs et piétons et leur éviter des incidents et accidents ou, à tout le moins, minimiser leurs conséquences. L'amélioration des temps de réponse des véhicules d'urgence aux incidents est une façon de le faire. Elle pourrait considérablement réduire les répercussions négatives et diminuer le taux de décès ou de pertes de biens. On parle alors de gestion des véhicules d'urgence et notre projet se situe dans ce contexte.

L'une des phases importantes des systèmes d'urgence en ce qui concerne la sécurité routière est la phase de réponse. Notons que si cette phase n'est pas optimisée, la qualité des phases suivantes de la gestion des incidents sera affectée et plus particulièrement le temps nécessaire au rétablissement de la fluidité de la circulation. En effet, l'amélioration des temps de réponse des véhicules d'urgence pourrait considérablement réduire les répercussions potentiellement négatives des incidents et diminuer les taux de décès ou de pertes de biens.

Pourtant, les services d'urgence sont parfois confrontés à des événements imprévisibles tels que les pannes et les embouteillages. Des changements dans les conditions du trafic sur les itinéraires prévus des véhicules de secours sont très probables vu le caractère dynamique du réseau routier. De plus, le comportement des automobilistes a également un impact. En effet, leurs choix individuels d'itinéraires peuvent provoquer des encombrements plus ou moins importants sur les routes. Ces paramètres agissent sur l'état du trafic et, par conséquent, sur l'itinéraire optimal entre deux points du réseau. De ce fait, un véhicule en cours de route doit atteindre sa destination même si un imprévu provoque un délai considérable sur sa route. Les systèmes de gestion des véhicules d'urgence doivent donc être en mesure de faire face à

ces incertitudes et à l'évolution en temps réel des conditions du trafic lors de la prise de décisions.

L'importance de cette recherche réside en partie dans sa nouveauté. À ce jour, l'étude de la gestion des véhicules d'urgence dans des environnements dynamiques a reçu très peu d'attention. Un certain nombre de modèles ont été développés pour accommoder ce dynamisme [HAN09, MAK04, HUI03]. Cependant, peu d'entre eux s'adaptent véritablement au degré d'incertitude présent dans l'environnement. Dans le souci de fournir les premiers secours dans les meilleurs délais, une étude sur les bénéfices de l'usage des informations temps réels vis-à-vis les effets des variations des flux de trafic sur les parcours véhicules d'urgence est d'un grand intérêt.

Le but de notre troisième axe de recherche est de concevoir une approche adaptative de gestion des véhicules d'urgence qui tient compte des incertitudes de l'environnement et qui repose sur l'usage des nouvelles technologies pour la collecte et l'échange des informations. Cette approche permettra aux véhicules d'urgence d'interagir rapidement avec leur environnement et minimiser leurs temps de réponse, afin de réduire la souffrance, la mortalité et les conséquences néfastes sur la santé du bénéficiaire.

4.3. Aperçu des contributions portant sur les systèmes d'urgence

Les systèmes d'urgence représentent un sujet fort intéressant pour les spécialistes en recherche opérationnelle et en gestion. Dans la majorité des travaux rapportés dans la littérature sur les systèmes d'urgence, les études se concentrent essentiellement sur l'emplacement des véhicules, la taille de la flotte, et la performance des opérations. La majorité des travaux proposent des modèles mathématiques pour répondre aux problématiques suivantes:

- localisation des stations d'ambulance ou des ambulances individuelles au sein de la zone desservie selon certains critères de performance tels que le temps de réponse ;
- détermination du nombre minimum d'ambulances nécessaires pour couvrir une zone donnée ;
- stratégies de répartition et leur influence sur les performances du système.

Toutefois, le développement de méthodes analytiques (programmation mathématique et modèles de files d'attente) pour les systèmes d'urgence est une tâche plutôt difficile puisque

même si on parvient à construire un modèle analytique approprié, il est souvent difficile de le résoudre en utilisant des techniques connues. Cette limitation est généralement surmontée par l'utilisation de la simulation pour représenter le système d'urgence et tester ses performances. L'application de modèles de simulation permet non seulement de trouver une solution optimale à un problème de décision, mais aussi d'observer un système d'urgence sous différentes hypothèses.

Auparavant, l'équipage d'un véhicule d'urgence était relié uniquement par radio communication avec le centre de répartition. Il n'était possible de communiquer avec ce dernier qu'une fois le véhicule arrivé sur le site de l'incident. Les nouveaux systèmes de télécommunications permettent aujourd'hui d'établir également une liaison numérique et sans fil entre le centre d'urgence et les véhicules d'urgence, voire même des communications intervéhiculaires. En effet, le concept de véhicules connectés basé sur l'intégration de capteurs et de technologies de communication dans les véhicules [MAK04, RPB12, BTD06], représente un nouveau cadre pour la gestion de véhicules d'urgence qui rend possible la diffusion des informations en temps réel.

4.4. L'approche proposée pour une gestion intelligente de circulation et une priorisation des véhicules d'urgence

Les véhicules d'urgence sont réputés d'intervenir aussi rapidement que possible, afin de sauver des vies humaines, d'écartier un danger pour la sécurité, de préserver des choses de valeur importante ou de poursuivre des fugitifs. Cependant, les systèmes d'urgence opèrent dans des environnements fortement dynamiques et subissent des perturbations assez fréquentes dues aux arrivées dynamiques des demandes de service et aux variations dans les temps de parcours en référence à différents événements tels que les embouteillages et les accidents routiers. Une gestion efficace des véhicules d'urgence est donc nécessaire afin de minimiser leurs temps de réponse et assurer la sécurité routière. Pour ce faire, cette thèse propose une combinaison d'un acheminement intelligent des véhicules d'urgence et un contrôle prioritaire des feux de signalisation. La technique d'acheminement est basée sur une combinaison de l'optimisation par colonie de fourmis et de l'apprentissage automatique extrême, dont l'objectif est d'assigner aux véhicules d'urgence le meilleur chemin permettant d'atteindre le site d'un incident le plus rapidement possible, tandis que le contrôle prioritaire des feux de signalisation basé sur la logique floue est destiné à assurer un passage rapide aux

véhicules en minimisant le temps d'attente des véhicules d'urgence aux feux de signalisation. La suite de ce chapitre décrivent en détails la stratégie proposée et présentent les résultats de la simulation.

4.4.1. L'approche proposée et ses composants

L'approche proposée est une combinaison de deux techniques : un acheminement intelligent des véhicules d'urgence et un contrôle prioritaire des feux de signalisation.

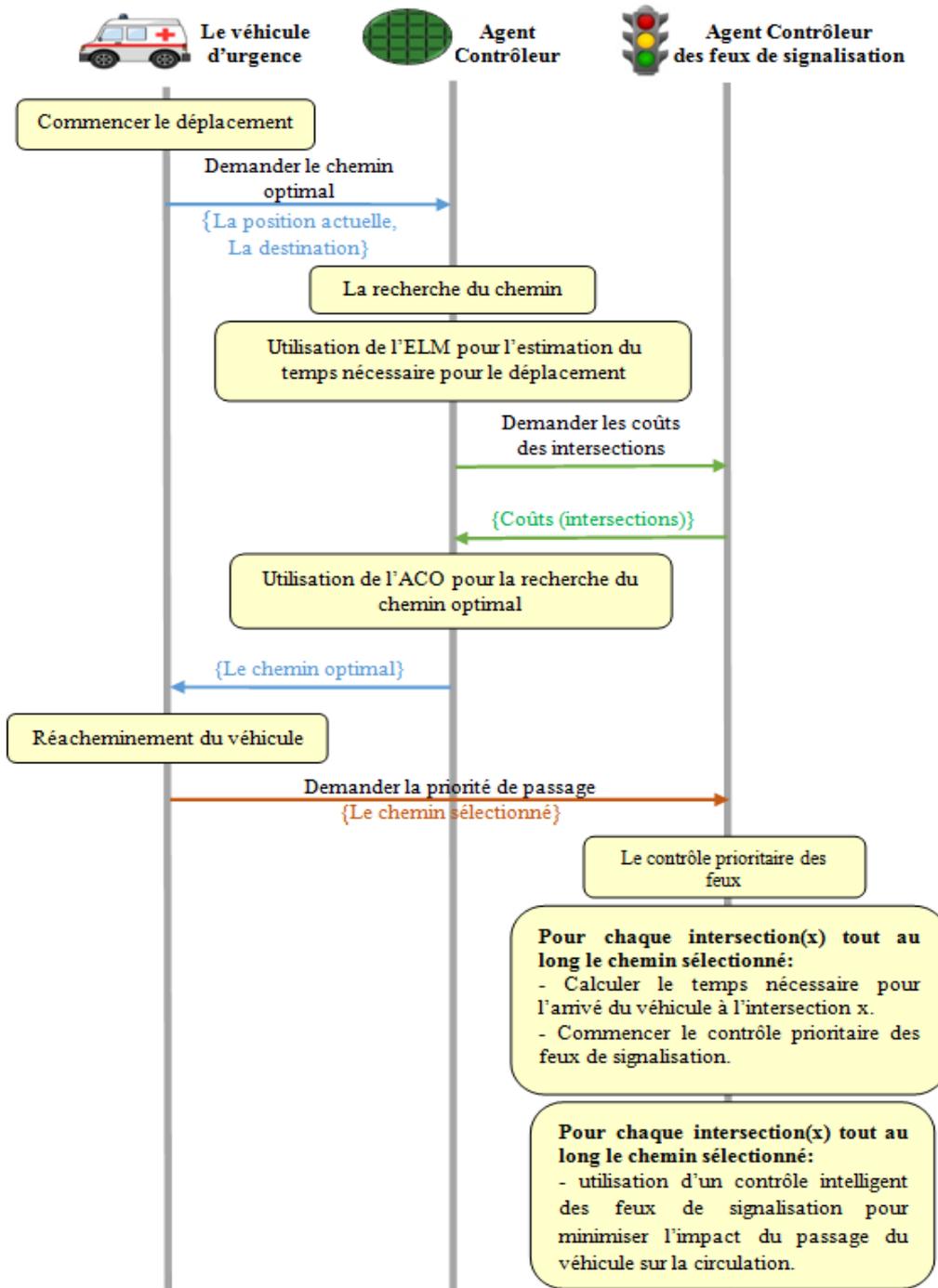


Figure 4. 1. Aperçu de l'approche proposée.

Nous avons placé un agent à chaque intersection du réseau pour contrôler ses feux de signalisation, ainsi qu'un agent est utilisé pour contrôler le routage des véhicules d'urgence. De plus, on suppose que les véhicules d'urgence sont munis des systèmes de communication afin de pouvoir communiquer et indiquer leurs positions et leurs destinations, ainsi que le parcours qu'ils comptent emprunter. Comme illustré par la Figure 4.1., chaque véhicule d'urgence demande le meilleur chemin à suivre jusqu'à sa destination. Notre système se charge de le chercher en considérant des coûts assignés aux différentes intersections et voies du réseau routier. Le coût d'une voie est le temps nécessaire pour traverser cette voie, tandis que le coût d'une intersection est le temps nécessaire pour traverser cette intersection. Le premier est calculé en utilisant l'apprentissage automatique par extrême, tandis que le deuxième est estimé par l'agent contrôleur de l'intersection en fonction de la longueur du cycle et d'autres paramètres. Une fois le chemin optimal est trouvé, les contrôleurs des intersections commencent leurs tâches en accordant une priorité au véhicule d'urgence. Finalement, au niveau de chaque intersection affectée par le passage du véhicule d'urgence, une optimisation des feux de signalisation sera appliquée afin que le trafic retourne à son état normal le plus rapidement possible. Plus de détails seront présentés dans la suite du présent chapitre.

4.4.2. Acheminement des véhicules d'urgence

Généralement, les problèmes de routage peuvent être modélisés par un graphe pondéré connexe $G = (N, E)$, où N est un ensemble de nœuds représentant les intersections d'un réseau routier et E est l'ensemble des voies. Notre objectif est d'acheminer les véhicules d'urgence afin qu'ils puissent atteindre leurs destinations dans les plus brefs délais tout en évitant les portions de la route les plus fréquentées. Nous proposons de résoudre ce problème en utilisant l'optimisation par colonie de fourmis. Puisque le but est de réduire au minimum le temps de déplacement d'un véhicule d'urgence, des coûts sont affectés aux intersections et aux voies, où le coût d'une voie est le temps nécessaire pour traverser cette voie et le coût d'une intersection est le temps nécessaire pour traverser cette intersection. Il existe deux retards possibles pouvant influencer sur le coût d'une intersection. Le premier est le retard du signal tandis que le deuxième est le délai d'attente, défini comme le temps nécessaire pour décharger la file d'attente entre le véhicule d'urgence et le point d'arrêt au feu de signalisation. En présence d'un processus prioritaire, le premier délai ne peut plus affecter le temps de parcours des véhicules d'urgence, alors que pour minimiser le deuxième délai, une longue durée du feu vert peut être nécessaire afin de décharger la file d'attente avant l'arrivée du véhicule d'urgence. Cependant, cela peut mener à des embouteillages montres et des retards

considérables sur les autres approches du réseau. La solution la plus optimale est donc d'éviter de traverser les intersections encombrées. Nous avons défini le temps de parcours d'une route comme suit :

$$\text{Temps de parcours estimé (Route } r) = \sum \text{Coût (Voie)} + \sum \text{Coût (Intersection)} = \text{Temps nécessaire pour traverser les voies} + \text{Temps nécessaire pour atténuer la congestion tout au long les voies}$$

Dans cette thèse, le temps nécessaire pour traverser une voie est estimé en utilisant l'apprentissage automatique par extrême. Il dépend des données de trafic en temps réel comme la longueur de la route, le taux d'écoulement au niveau de cette voie, la vitesse moyenne des véhicules et le taux d'occupation. Le temps nécessaire pour atténuer la congestion tout au long une voie particulière est estimé par le contrôleur des feux de signalisation en utilisant le cycle des signaux ainsi que le nombre de véhicules qui veulent traverser l'intersection.

4.4.2.1. Estimation des coûts des voies

Le but est de développer un algorithme de routage basé sur l'optimisation par colonie de fourmis pour les véhicules d'urgence. Il existe plusieurs façons pour exprimer les frais de voyage tels que le temps de parcours, la longueur du trajet, la densité du trafic, etc. Dans cette partie, nous allons nous concentrer sur l'approche proposée pour estimer les coûts des voies. Les coûts des voies ne peuvent plus être mesurés directement. Par conséquent, un modèle mathématique avec une précision raisonnable est requis. Notre but est de développer un modèle dynamique pouvant fournir une prédiction précise des coûts des voies en utilisant des données de trafic en temps réel. Pour atteindre cet objectif, nous proposons l'utilisation de la machine d'apprentissage extrême que nous avons présenté dans la partie 3.7.1.1 du chapitre précédent.

4.4.2.2. Estimation des coûts des intersections

Nous avons défini le coût d'une intersection comme le délai d'attente devant les feux de signalisation. Ce délai à l'instant τ est estimé par l'Equation (4.1).

$$t_q(\tau) = l_1 + h \times n_q(\tau) \quad (4.1)$$

où:

$$n_q(\tau) = \begin{cases} \max\{0, A(\tau) - D(t_G^0) - s \times (\tau - t_G^0)\} \\ A(\tau) - D(t_G^0 + g), \text{ sinon} \end{cases}$$

où h est le progrès constant atteint une fois qu'une file d'attente est établie et est définie en (seconde/véhicule). Lorsque le flux de trafic commence, les premiers véhicules consomment plus que h . Pour ceci, le temps perdu au démarrage est donné par la valeur l_1 . $n_q(\tau)$ est le nombre de véhicules dans la file d'attente à l'instant τ qui est la différence entre le nombre des véhicules arrivés et le nombre de véhicules qui ont quitté la voie. $A(\tau)$ représente le nombre des véhicules arrivés à l'instant τ . t_G^0 est le début du feu vert du cycle en cours, g est la durée du feu vert du cycle en cours et $D(t_G^0)$ et $D(t_G^0 + g)$ sont respectivement les comptages de départ au début et à la fin de la phase verte actuelle. s est le débit de saturation ou le nombre de véhicules qui peuvent entrer dans l'intersection si le signal est toujours vert pour une voie donnée.

4.4.2.3. *Acheminement des véhicules d'urgence en utilisant l'optimisation par colonie de fourmis*

L'optimisation par colonies de fourmis « Ant Colony Optimization » (ACO) est aujourd'hui l'une des techniques bio-inspirées les plus efficaces pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation combinatoire dans différents domaines [KAD11, HUL15]. Elle a été proposée par le savant italien Marco Dorigo [SIN15]. Le concept d'ACO est lié au comportement des vraies fourmis à trouver le chemin le plus court d'une source à l'aliment [HLA11]. Dans ce qui suit, nous donnons une description plus technique de l'ACO général.

L'algorithme génère itérativement des fourmis. Le point de départ de chaque fourmi est déterminé par des contraintes de problèmes. À la première étape, l'algorithme crée et initialise les matrices de distances entre les aéroports et les phéromones, le coût initial du meilleur chemin et d'autres variables. L'étape suivante crée une génération de fourmis. Chaque fourmi avec une probabilité définit son prochain point en utilisant l'Equation (4.2) [KAD11].

$$p_{ij} = \frac{(\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{\text{allowed } j} (\tau_{ij})^\alpha (\eta_{ij})^\beta} \quad (4.2)$$

où τ_{ij} et η_{ij} sont respectivement la quantité de phéromone et l'attractivité de la transition entre les nœuds i and j . α est un paramètre permettant de contrôler l'impact de la phéromone

déposée. β est le paramètre qui contrôle l'impact de η_{ij} . Après que toutes les fourmis complètent la construction des routes, la mise à jour des phéromones se fait via l'équation (4.3) [KAD11].

$$\tau_{ij} := (1 - \rho)\tau_{ij} + \sum_u \Delta(\tau_{ij})^u \quad (4.3)$$

où $0 < \rho < 1$ est un paramètre constant appelé évaporation de la phéromone. $\Delta(\tau_{ij})^u$ la quantité de phéromone déposée par la fourmi u , qui est calculée par l'Equation (4.4).

$$\Delta(\tau_{ij})^u = \begin{cases} \frac{Q}{f_u} & \text{si la route } (i, j) \text{ est traversée par la fourmi } u \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.4)$$

En explorant les voies, au cas où les fourmis produisent une meilleure solution, elles déposent de la phéromone, ce qui aidera les futures fourmis à choisir le chemin optimal [SAL11]. Après la construction des chemins complets, les fourmis libèrent toutes les ressources allouées et disparaissent. Si la condition de terminaison n'est pas satisfaite, cela crée une nouvelle génération de fourmis et une nouvelle itération de l'algorithme commence.

Le problème de la recherche des chemins les plus courts correspond assez bien au problème de routage dans les réseaux. De plus, la capacité à résoudre ces problèmes de manière distribuée est importante dans les réseaux de communication. Par conséquent, il n'est pas surprenant que le routage ait été l'un des premiers domaines d'application de l'ACO. Les algorithmes de routage ACO présentent un certain nombre de propriétés intéressantes par rapport aux algorithmes de routage traditionnels. Tout d'abord, ils sont adaptatifs, grâce à l'utilisation de l'échantillonnage en continu et à la transmission probabiliste des fourmis, ce qui conduit à une exploration ininterrompue des possibilités de routage. Ensuite, ils sont robustes. En effet, les informations de routage sont le résultat de l'échantillonnage répété des chemins. Enfin, les algorithmes de routage ACO peuvent généralement définir plusieurs chemins, sur lesquels les paquets de données peuvent être transmis de manière probabiliste comme des fourmis. Cela peut entraîner une optimisation du débit, un équilibrage automatique de la charge de données et une robustesse accrue aux défaillances. Pour le routage des véhicules d'urgence dans un réseau de voies congestionnées, les propriétés d'adaptabilité et de robustesse sont particulièrement intéressantes, de sorte que les algorithmes de routage basés sur l'ACO pourraient constituer une solution possible pour faire face aux défis rencontrés dans ces réseaux.

4.4.3. Contrôle prioritaire des feux de signalisation

Vu l'importance des opérations des véhicules d'urgence pour sauver des vies et réduire les dommages matériels, notre objectif est de réduire au minimum le temps de déplacement de ces véhicules. Vu la complexité du problème, nous proposons de combiner le système de routage avec un contrôle prioritaire des feux de signalisation dans le but d'assurer un déplacement rapide et sécurisé. Ce processus est divisé en deux. La première transition commence au niveau d'une intersection à partir du moment où un véhicule d'urgence est détecté et se termine au moment où le véhicule d'urgence quitte l'intersection. La deuxième transition vient après la première transition et se termine au moment où les conditions de trafic deviennent normales. Dans ce qui suit, nous présentons une description bien détaillée de chaque transition.

4.4.3.1. Transition 1 : du fonctionnement normal au contrôle prioritaire des feux de signalisation

La gestion du passage des véhicules d'urgence, à l'occasion duquel on modifie l'exploitation de l'intersection permet de minorer cette perte de temps en accordant au véhicule une priorité temporaire au bon moment. Elle suppose une estimation précise et fiable de l'arrivée du véhicule sur l'intersection, pour garantir une sécurité suffisante et ne pas trop dégrader le fonctionnement général de l'intersection. La distance minimale requise pour la détection du véhicule d'urgence peut être déterminée à partir de la relation suivante :

$$\text{Distance minimale pour la détection du véhicule d'urgence} = \text{Période de notification minimale} * \text{Vitesse du véhicule d'urgence}$$

où :

$$\text{Période de notification} \geq \text{Temps de commutation des feux} + \text{Temps nécessaire pour décharger la queue} + \text{Intervalle de temps de sécurité}$$

Le temps de commutation est le temps nécessaire pour avoir la phase verte. L'intervalle de temps de sécurité est le temps qui doit être maintenu entre le dernier véhicule dans la file d'attente et le véhicule d'urgence. Dans nos simulations, deux secondes ont été utilisées. Le temps nécessaire pour décharger la queue est défini par la relation suivante :

$$\text{Temps de décharge de la file d'attente} = \text{longueur de la file d'attente} / \text{vitesse de décharge de la file d'attente}$$

4.4.3.2. *Transition 2 : du contrôle prioritaire des feux de signalisation au fonctionnement normal*

La deuxième transition commence à partir du moment où le véhicule d'urgence quitte l'intersection et se termine au moment où les conditions de trafic deviennent normales. La durée de cette transition devrait être aussi courte que possible. L'objectif est de réduire le plus rapidement possible l'impact du passage du véhicule d'urgence sur la circulation. Pour ce faire, nous proposons un contrôle flou des feux de signalisation comprenant deux fonctions. La première spécifie la phase la plus urgente à sélectionner en tant que prochaine phase, tandis que la deuxième fonction décide s'il faut étendre ou terminer la phase actuelle. Dans ce qui suit, nous décrivons en détails chacune des deux fonctions.

a. Contrôle de séquence des phases

Il existe deux façons principales pour contrôler la séquence des phases ; des séquences de phases fixes ou variables. Le contrôleur à temps fixe utilise des temps de cycle et des phases prédéfinis malgré que les conditions de trafic sont variables. Alors qu'une séquence de phases variable est déterminée par la situation du trafic existant. L'avantage du premier contrôle réside dans sa simplicité, tandis que l'inconvénient principal est qu'il ne s'adapte pas aux conditions de trafic. Lorsque le flux de circulation au niveau d'une intersection est déséquilibré, il arrive souvent qu'une phase avec peu de véhicules obtienne le droit de passage, et que d'autres phases avec plus de véhicules doivent attendre. Avec ce contrôle, le délai d'attente s'augmente. Avec un contrôle de séquence dynamique, cette situation peut être évitée.

La sélection de la phase suivante doit être en fonction du degré d'urgence du trafic. Le degré d'urgence est lié au temps d'attente des véhicules et à la longueur de la file d'attente. On s'attend à ce qu'une phase ayant une longue file d'attente ait une forte probabilité d'avoir le prochain feu vert. Cependant, dans le cas où il y a des véhicules, dans une autre approche, ayant attendu beaucoup de temps, la décision pour choisir l'approche à laquelle on doit affecter la phase verte sera complexe. Pour résoudre ceci, un contrôle de séquence, basé sur l'utilisation de la logique floue, a été adopté. Le système prend en entrée deux variables, le temps d'attente W_t et la longueur de la file d'attente Q , et produit en sortie le degré d'urgence. Ce degré permet de sélectionner la phase la plus urgente. En général, le nombre de véhicules en file d'attente dans une section donnée à l'instant suivant, est égal à la somme du nombre de véhicules à l'instant présent et de la différence entre le nombre de véhicules entrés

et le nombre de véhicules ayant quitté la section dans cet intervalle de temps. Le nombre de véhicules en file d'attente est défini par l'Equation (4.5) [ALJ14].

$$Q_n(t + 1) = Q_n(t) - D_n(t) + A_n(t) \quad (4.5)$$

où $Q_n(t + 1)$ est le nombre de véhicules en file d'attente à l'instant $t+1$, $Q_n(t)$ est le nombre de véhicules qui n'ont pas quitté l'intersection dans la phase verte. $A_n(t)$ et $D_n(t)$ sont respectivement le nombre de véhicule arrivés et le nombre de véhicules qui ont quitté l'intersection durant la durée $[t, (t+1)]$.

Le temps d'attente W_t à l'instant t est défini par l'Equation (4.6). Ce paramètre est utilisé comme variable d'entrée afin d'éviter que les véhicules attendent trop longtemps le signal vert.

$$W_t = \begin{cases} t_{v1} & \text{if } q_0 = 0 \\ t_r & \text{if } q_0 > 0 \end{cases} \quad (4.6)$$

Où q_0 est le nombre de véhicules dans la file d'attente à la fin du dernier signal vert. t_{v1} est le temps entre l'arrivé de la première véhicule à la queue et la fin de la phase rouge actuelle. t_r est la durée de la phase rouge actuelle. La plage de W_t est de 0 à 500 seconds et la plage de Q est de 0 à 50 véhicules. Les valeurs linguistiques de Q sont $Q_1(\text{zero})$, $Q_2(\text{few})$, $Q_3(\text{medium})$, $Q_4(\text{long})$, $Q_5(\text{too long})$. Les valeurs linguistiques de W_t sont $W_1(\text{zero})$, $W_2(\text{few})$, $W_3(\text{medium})$, $W_4(\text{long})$, $W_5(\text{too long})$. Les paramètres d'entrées sont obtenus en cas de besoin en utilisant des détecteurs placés sur les approches des intersections. La sortie consisté à déterminer le degré d'urgence. Ses valeurs linguistiques sont $Urg_1(\text{very low})$, $Urg_2(\text{low})$, $Urg_3(\text{Average})$, $Urg_4(\text{high})$, $Urg_5(\text{very high})$. Pour la simplicité computationnelle, nous avons utilisé des fonctions d'appartenance trapézoïdales. Les fonctions pour les paramètres discutés sont présentées par la Figure 4.2. Pour le processus de défuzzification, nous avons utilisé l'approche du centre de gravité. Le contrôleur flou est conçu avec une base de règles utilisant les conditions IF-THEN. Principalement, le système de règles floues est développé avec des instructions IF-AND-THEN. La base de règles est un ensemble de règles floues. La représentation matricielle de la base des règles est définie par le tableau 4.1. Les lignes représentent les valeurs que Q peut prendre, alors que les colonnes contiennent les valeurs de W et chaque cellule est la valeur résultante lorsque les variables d'entrée prennent les valeurs de la ligne et de colonne correspondantes. Par exemple, la cellule (2,2) peut être lue comme suit : *IF* (Q est Q_1) *AND* (W est W_1) *THEN* (Urg est Urg_1).

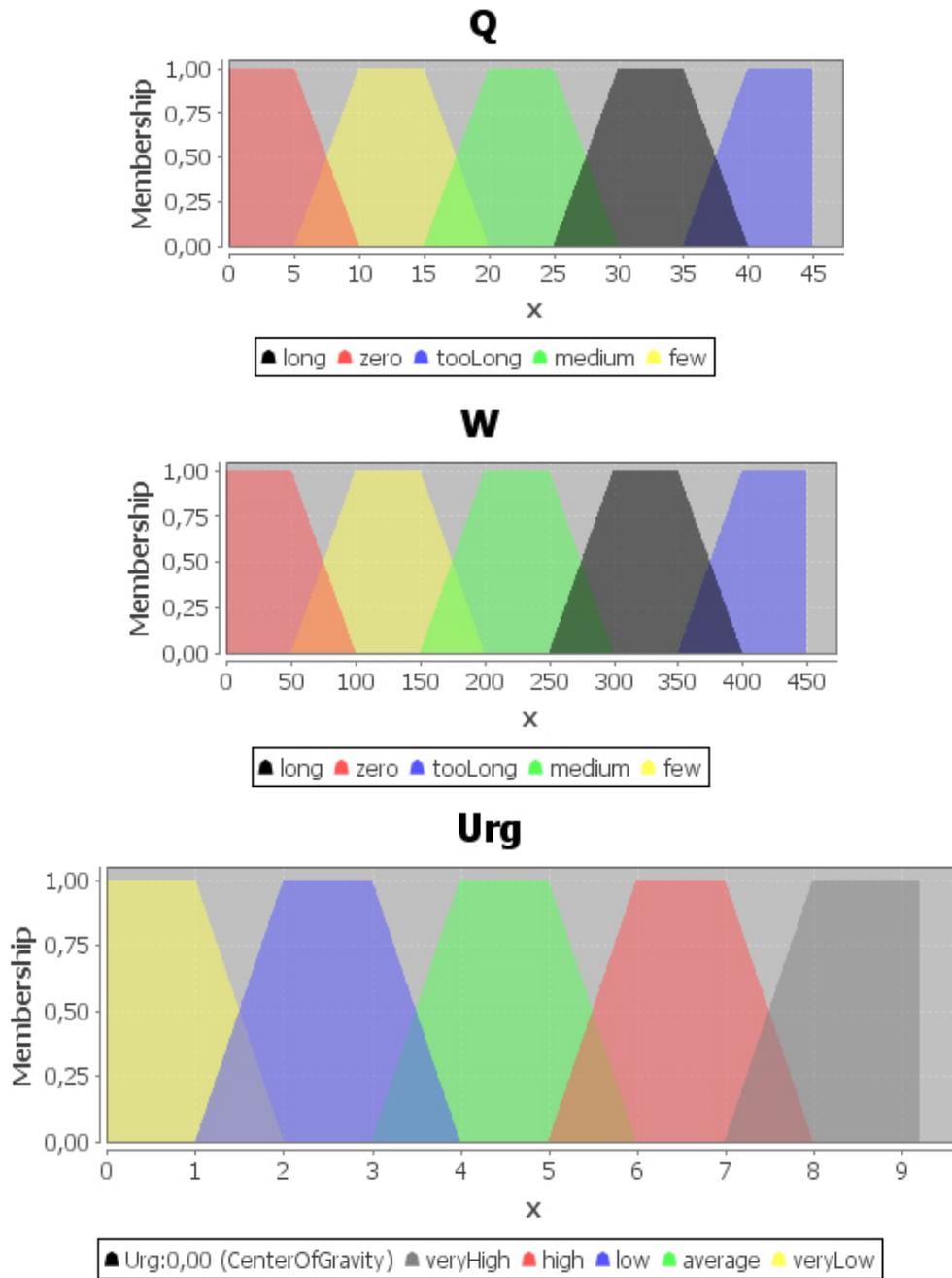


Figure 4. 2. Représentation graphique des fonctions d'appartenance trapézoïdales du contrôleur de la séquence des phases.

Tableau 4. 1. Représentation matricielle de la base des règles pour le contrôleur de la séquence des phases.

Q/W	W ₁	W ₂	W ₃	W ₄	W ₅
Q ₁	Urg ₁	Urg ₁	Urg ₂	Urg ₂	Urg ₃
Q ₂	Urg ₁	Urg ₂	Urg ₂	Urg ₃	Urg ₃
Q ₃	Urg ₂	Urg ₂	Urg ₃	Urg ₃	Urg ₃
Q ₄	Urg ₂	Urg ₂	Urg ₃	Urg ₄	Urg ₅
Q ₅	Urg ₃	Urg ₃	Urg ₃	Urg ₄	Urg ₅

b. Contrôle des durées des phases

Dans cette partie, nous présentons le système proposé pour contrôler les durées des phases des feux de signalisation. Nous détectons le nombre de véhicules l_i de la phase actuelle avant la fin de sa durée de vert G_i , et nous déterminons à l'aide de l'approche proposée pour le contrôle de la séquence des phases, la phase suivante. Si $l_i=0$ ou $l_i < v$ ($v > 0$) et $\Delta l_i = l_{i+1} - l_i$ est plus grand qu'une valeur fixe $e=18$ ($e \geq 0$) ou le temps vert $G_i = G_{max}$, alors on se tourne vers la phase suivante $i+1$, sinon nous déterminons le temps d'augmentation verte ΔG selon les règles floues et les valeurs de l_i et Δl_i . Si $G_i + \Delta G > G_{imax}$ alors $\Delta G = G_{imax} - G_i$, sinon $G_i = G_i + \Delta G$.

Notre système prend en entrées les deux variables l et Δl , où l est le nombre de véhicule dans la file d'attente et Δl est la différence entre l et le nombre de véhicules de la phase suivante. La plage de l est de 0 à 52 véhicules et la plage de Δl est de 0 à 18 véhicules. Les valeurs linguistiques de l sont $Q_1(zero)$, $Q_2(very\ few)$, $Q_3(few)$, $Q_4(medium)$, $Q_5(little\ long)$, $Q_6(long)$, $Q_7(too\ long)$. Les valeurs linguistiques de Δl sont NB , NS , O , PS , PB . NB signifie « negative big », NS signifie « negative small », O signifie « zero », PS signifie « positive small » et PB signifie « positive big ». La variable de sortie est la durée d'augmentation du vert ΔG . Les valeurs linguistiques de ΔG sont $G_1(zero)$, $G_2(very\ few)$, $G_3(few)$, $G_4(medium)$, $G_5(little\ long)$, $G_6(long)$, $G_7(too\ long)$. Les fonctions d'appartenance pour les paramètres discutés sont présentées par la Figure 4.3. La représentation matricielle de la base des règles est définie par le tableau 4.2. Les lignes représentent les valeurs que l peut prendre, alors que les colonnes contiennent les valeurs de Δl et chaque cellule est la valeur résultante lorsque les variables d'entrée prennent les valeurs de la ligne et de la colonne correspondantes. Par exemple, la cellule (4,3) peut être lue comme suit : *IF* (l est Q_3) *AND* (Δl est NS) *THEN* (ΔG est G_3).

Tableau 4. 2. Représentation matricielle de la base des règles pour le contrôleur des durées des phases.

$l/\Delta l$	NB	NS	O	PS	PB
Q₁	G_1	G_1	G_1	-	-
Q₂	G_2	G_2	G_2	G_1	G_1
Q₃	G_3	G_3	G_3	G_2	G_2
Q₄	G_4	G_4	G_4	G_3	G_3
Q₅	G_5	G_5	G_5	G_4	G_4
Q₆	G_6	G_6	G_6	G_5	G_5
Q₇	G_7	G_7	G_7	G_6	G_6

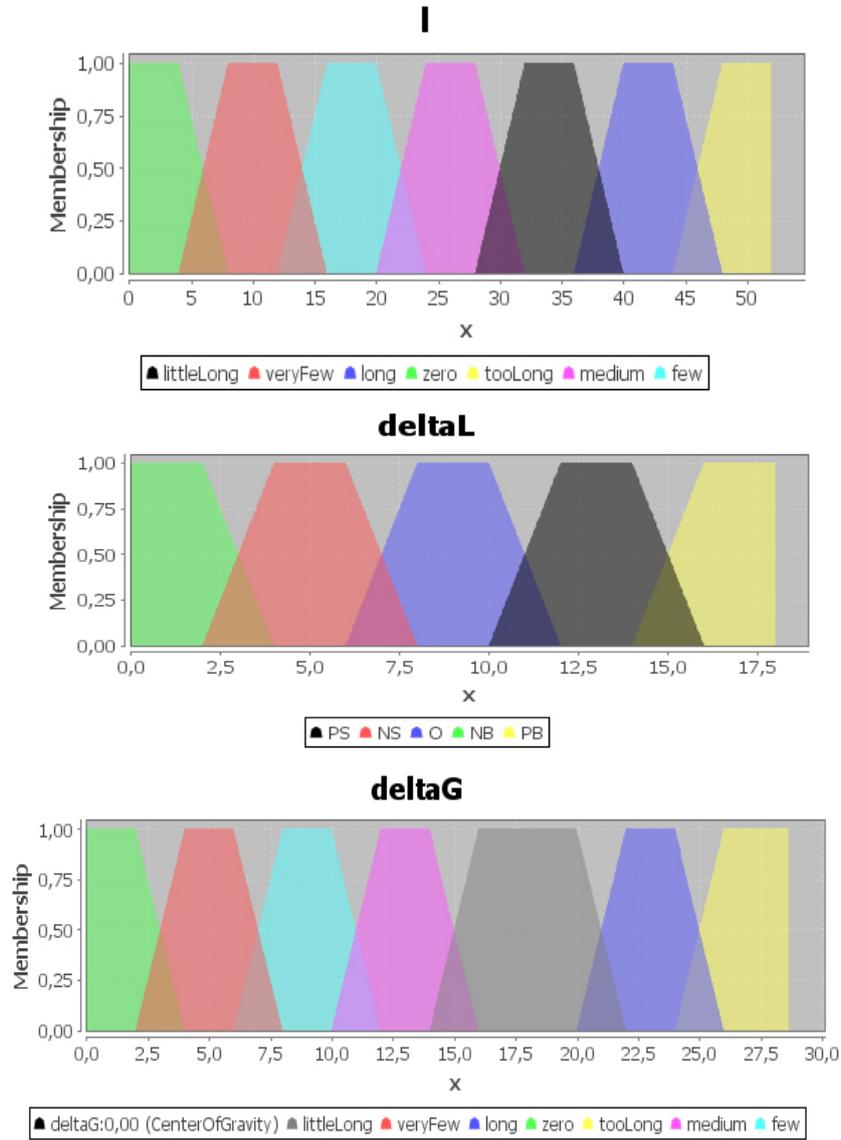


Figure 4. 3. Représentation graphique des fonctions d'appartenance trapézoïdales du contrôleur des durées des phases.

4.4.4. Les résultats de simulation

Pour la phase de simulation, nous avons utilisé le simulateur SUMO. Les paramètres du réseau adopté sont présentés par le tableau 4.3. Pour mieux refléter les scénarios de la vie réelle, les voies du réseau sont encombrées avec des niveaux différents de congestions. Il existe une relation linéaire entre la vitesse V_i et la densité K_i dans une voie i , définie par l'Equation (4.7).

$$V_i = V_f (1 - K_i / K_{jam}) \quad (4.7)$$

$$T_i = L_i / V_i$$

Où K_{jam} et V_f sont la densité de l'embouteillage et la vitesse d'un écoulement libre au niveau de la voie i , alors que T_i et L_i sont respectivement le temps de parcours et la longueur de la voie. K_i / K_{jam} est le rapport entre le nombre actuel et le nombre maximum des véhicules. Dans notre travail, nous considérons la vitesse d'écoulement libre comme étant la limite de vitesse. Et donc une voie est dite congestionnée si la valeur de K/K_{jam} atteint $\delta_1=0.7$.

Tableau 4. 3. Les paramètres de simulation.

Le paramètre	Sa valeur
La durée de simulation	40000 secondes
Le nombre total des véhicules	5000
Le nombre total des intersections	25
Le nombre total des tronçons de route	116
Le nombre total des voies	348
Le nombre total des détecteurs	696

Notre simulation est divisée en trois parties. Dans la première partie, nous discutons de l'efficacité de la technique de routage des véhicules d'urgence basée sur l'utilisation de l'optimisation par colonie de fourmis. Les valeurs adoptées comme paramètres d'entrées d'ACO sont présentées par le tableau 4.4. Dans la deuxième partie, nous évaluons l'impact de l'utilisation d'un routage dynamique combiné avec une technique d'optimisation des feux de signalisation. A la fin, une comparaison sera faite entre un contrôleur des feux de signalisation basé sur la logique floue et un contrôleur statique utilisé pour minimiser l'impact des passages de véhicules d'urgence sur le trafic.

Tableau 4. 4. Les valeurs des paramètres d'entrée de l'optimisation par colonie de fourmis.

Le paramètre	Sa valeur
Le nombre des fourmis	$n = 10$
Le facteur phénoménal	$\alpha = 1$
Le facteur heuristique	$\beta = 0$
Le taux d'évaporation	$\rho = 0.5$
Le paramètre constant	$Q = 1$

La figure 4.4 présente les résultats de comparaison entre deux systèmes de routage. La technique statique cherche le chemin le plus optimal dont l'objectif est de minimiser le temps de réponse des véhicules d'urgence. Tandis que le deuxième est une technique dynamique. Elle a pour objectif d'assigner aux véhicules le chemin le plus court quel que soient les conditions du trafic. Comme le montre la figure, le temps de parcours moyen ainsi que le temps d'arrêt moyen, lorsqu'on cherche à leur assigner des chemins rapides, sont

respectivement réduits de 49.76% et de 46.7% par rapport au cas où on utilise les chemins les plus courts. La technique proposée utilise les conditions actuelles de la circulation. Selon les résultats de simulation, cette technique pourrait grandement améliorer l'utilisation du réseau, surtout en cas de congestions. Cependant, le temps d'arrêt moyen reste élevé car, en cas d'absence de processus de priorité, le retard du signal et le délai de décharge d'une file d'attente ont un effet considérable sur le temps de voyage des véhicules. De plus, appliquer un processus de priorité uniquement ne garantit pas un bon déroulement des véhicules d'urgence. Cela a été la limitation majeure dans tous les travaux précédents. Par la suite, l'effet de la combinaison d'un routage dynamique avec un contrôleur prioritaire des feux de signalisation, sera montré.

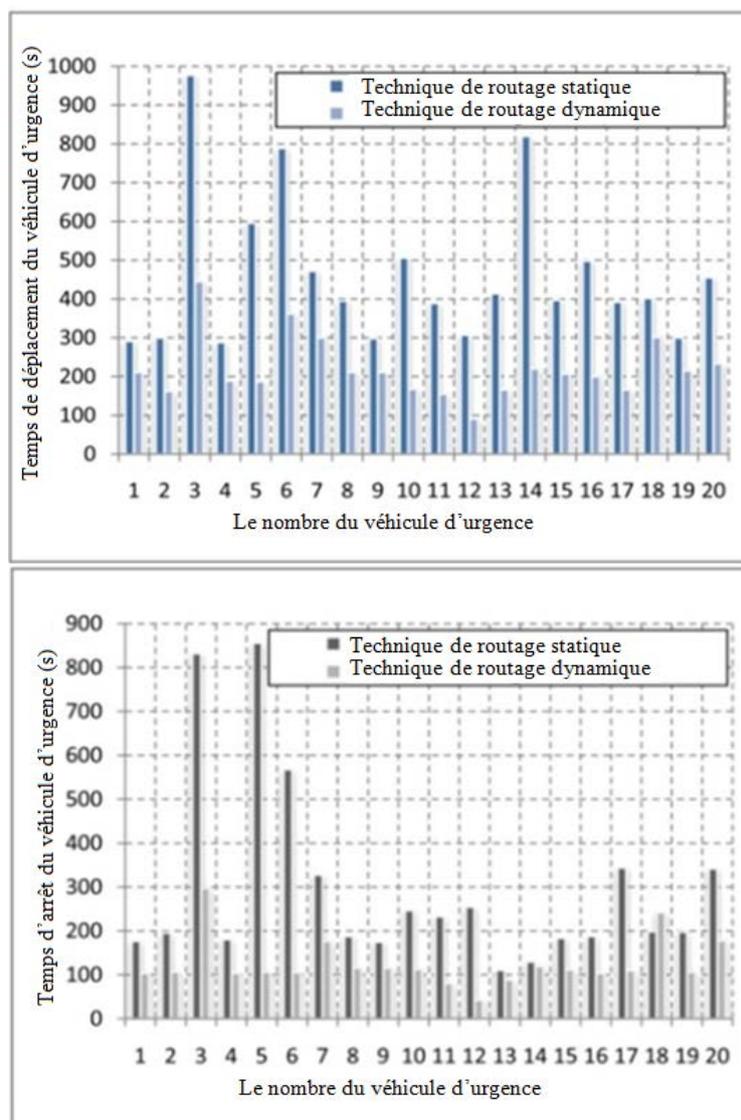


Figure 4. 4. Résultats de routage dans l'absence d'un contrôle prioritaire des feux de signalisation.

Les résultats de simulation, lorsqu'on combine la stratégie de routage des véhicules d'urgence avec un contrôle prioritaire des feux de signalisation, sont présentés par la figure

4.5. La figure montre les temps de parcours ainsi que le temps d'arrêt total de chacune des vingt des véhicules d'urgence. Le temps de parcours moyen ainsi que le temps d'arrêt moyen sont diminués respectivement de 61.5% et de 88.9% par rapport aux résultats précédents en cas d'un acheminement basé sur le chemin le plus court. Cependant, le risque de déplacer la congestion d'un endroit à un autre était élevé, puisque le processus prioritaire peut être appliqué aux intersections encombrées. Dans le cas de l'utilisation de la technique de routage proposée, ces situations peuvent être évitées. Les résultats de simulations montrent une baisse de 84.5% de temps de parcours moyen, ainsi que de 99.6% de temps d'arrêt moyen. Les résultats démontrent l'efficacité du système à assurer aux véhicules d'urgence des passages rapides et simples sans avoir un impact négatif et considérable sur la circulation du trafic.

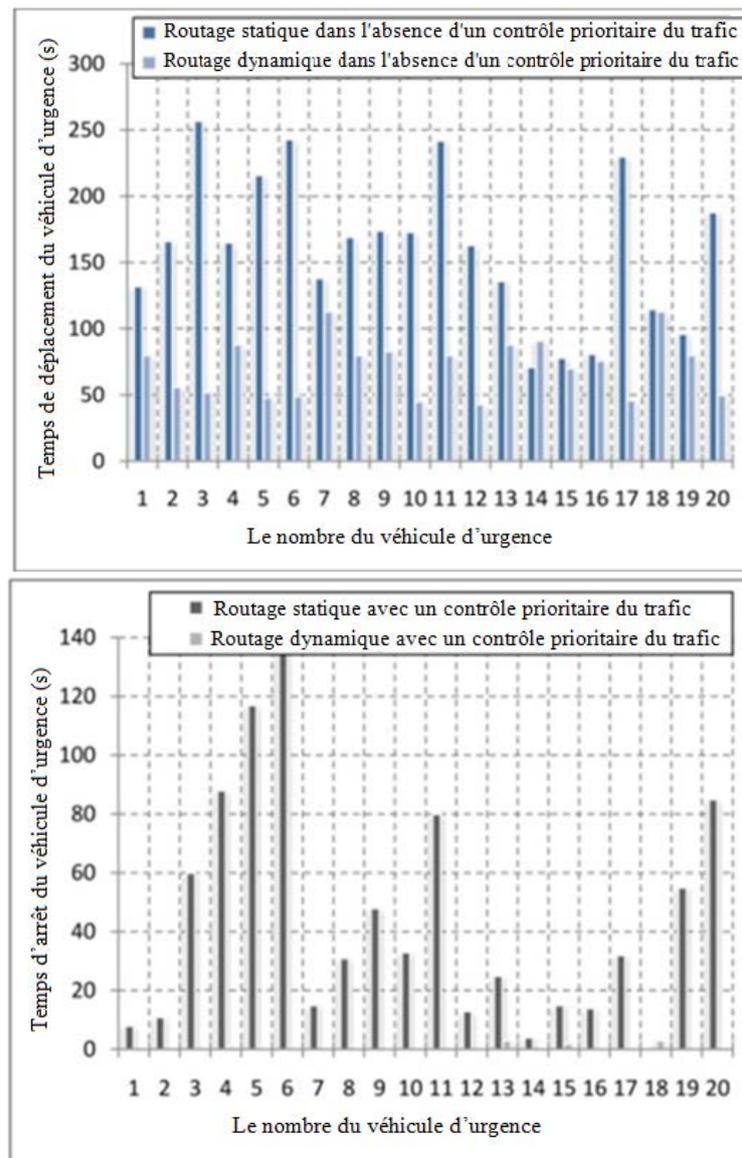


Figure 4. 5. Résultats de routage dans la présence d'un contrôle prioritaire des feux de signalisation.

Enfin, une fois qu'un véhicule d'urgence quitte une intersection donnée, notre système cherche à récupérer les conditions normales du trafic en minimisant l'impact du passage du véhicule d'urgence. Une comparaison est faite entre la stratégie proposée qui se base sur la logique floue avec un contrôle statique des feux de signalisation. Ce dernier ne prend en compte aucune des conditions de trafic. Il fonctionne raisonnablement bien lorsque les congestions sont à peu près égales sur les tronçons de route. Cependant, on s'attend à une performance médiocre lorsque les tronçons de routes présentent une congestion déséquilibrée car il ne tient pas compte de ces différences. Les résultats de comparaison sont présentés par le tableau 4.5. En général, les impacts des passages des véhicules d'urgence sur le trafic étaient faibles puisque nous avons évité toute intersection congestionnée. A partir des résultats, nous pouvons déduire que le contrôleur basé sur la logique floue n'a besoin que de 32.72% du temps pris par le système basé sur un contrôle statique pour récupérer l'état normal du trafic. De plus, le contrôle proposé a produit une file d'attente moyenne de 5.2 véhicules. Cela suggère une augmentation de 52.2% (c'est-à-dire $(10,9-5,2)/10,9=0,522$) de l'efficacité du système par rapport au contrôleur statique. En raison de la flexibilité de la logique floue dans le traitement de l'incertitude, elle est utilisée avantageusement pour résoudre les problèmes de systèmes de surveillance des feux de signalisation.

Tableau 4. 5. Les résultats de comparaison d'un contrôleur intelligent des feux de signalisation avec un contrôleur à temps fixe.

Stratégie de contrôle	Temps de récupération moyen (seconds)	Longueur moyen des files d'attente (véhicule)
Contrôle à temps fixe	233.8	10.9
Contrôle intelligent	76.5	5.2

4.4.5. Conclusion

Les véhicules d'urgence sont essentiels pour la sécurité de la population. Ils ont des droits de circulation étendus qui leurs permettent de se déplacer rapidement en situation d'urgence. Cependant, dans un réseau congestionné, même un contrôle prioritaire des feux de signalisation ne peut pas leurs assurer un passage rapide et sécurisé. Notre quatrième axe de recherche s'est concentré sur la résolution de ce problème. La solution proposée est de combiner un routage dynamique des véhicules d'urgence avec un contrôle prioritaire et intelligent des feux de signalisation. La technique de routage s'est basée sur l'utilisation de l'optimisation par colonie de fourmis et l'apprentissage automatique par extrême, et a pour objectif s'assigner aux véhicules les chemins les plus courts et les moins utilisés. Tandis que

le contrôle des feux de signalisation s'est développé en utilisant la logique floue, et a pour objectif de décharger les queues existantes avant l'arrivée des véhicules. Comme le démontrent nos résultats de simulation, le routage proposé permettent les véhicules d'urgence à répondre le plus rapidement possible, tandis que la technique d'optimisation des feux de signalisation proposée permet de leur assurer un passage sécurisé et rapide et de minimiser également l'impact de leur passage sur la circulation.

4.5. Conclusion

Les systèmes de transport intelligents, utilisant des technologies variées, contribuent à la révolution du système de transport et à l'amélioration de la performance des infrastructures routières. La surveillance des véhicules d'urgence ainsi que la gestion adaptative dynamique de ces derniers sont très importantes pour la réduction des délais et le maintien des temps de réponse requis. Conséquemment, la minimisation des répercussions négatives des incidents routiers sur les vies humains et les biens matériels ainsi que l'amélioration de la sécurité de ceux qui n'en sont pas impliqués.

Tout au long de cette étude, nous avons cherché à concevoir une nouvelle approche de gestion intelligente des véhicules d'urgence qui remédie aux lacunes des approches existantes spécifiquement en termes de gestion des incertitudes de l'environnement. Les effets de ces derniers sont ignorés dans la majorité des approches existantes, quoiqu'ils présentent des répercussions non négligeables sur le temps de réponse. Pour ce faire, nous avons développé un système capable d'assurer aux véhicules d'urgence un passage rapide et sécurisé, même dans un réseau routier congestionné. En utilisant l'optimisation par colonie de fourmis et l'apprentissage automatique extrême, le système cherche le chemin le plus rapide pour chacune des véhicules d'urgence en prenant en considération l'état actuelle du trafic. Il modifie également l'exploitation des intersections pour minorer la perte de temps en accordant au véhicule une priorité temporaire au bon moment. Il utilise une estimation précise et fiable de l'arrivée du véhicule sur l'intersection, pour garantir une sécurité suffisante et ne pas trop dégrader le fonctionnement général des intersections. A la fin du processus de routage, le système cherche à optimiser le fonctionnement des feux de signalisation en utilisant la logique floue. L'objectif est de minimiser l'impact de passage du véhicule d'urgence sur la circulation.

Le problème majeur de la circulation est la congestion vu ses effets indésirables à tous niveaux : personnels, professionnels et sociaux. Elle conduit principalement à la dégradation de la qualité de service et de la sécurité des infrastructures routières. Le système de transport routier pose donc des graves problèmes, qu'il faut à tout prix chercher à atténuer afin d'éviter leur impact sur notre société. Le développement des systèmes permettent de contrôler et de prévoir le trafic routier est l'une des priorités des systèmes de transport intelligents. Le but est d'informer les utilisateurs de la route des dangers potentiels bien avant d'avoir un contact visuel, visant d'accroître la sécurité, le rendement et la commodité de la conduite. Le chapitre suivant porte sur ce sujet. Nous allons voir comment une prédiction efficace de la congestion routière combinée avec une optimisation des feux de signalisation peut résoudre ce problème.

CHAPITRE 5

Gestion intelligente du trafic routier et la communication véhicule-à-infrastructure

5.1. Introduction

Si de nombreux aspects de notre vie sont devenus plus agréables grâce à l'utilisation des technologies avancées, le secteur du transport par contre a mis assez de temps pour pouvoir combler son retard. Aujourd'hui, ces progrès sont devenus incontournables. Les véhicules deviennent de plus en plus sûrs, mais en contrepartie l'environnement routier est devenu plus complexe. Ceci est dû à l'accroissement rapide du nombre de véhicules provoquant l'apparition de phénomènes de congestion et de files d'attente, et conduisant à la dégradation de la qualité de service et de la sécurité des infrastructures routières. Le système de transport routier pose donc des graves problèmes, qu'il faut à tout prix chercher à atténuer leur impact sur notre société.

Le trafic urbain peut être assimilé à un système dynamique hybride. L'évolution des files d'attente est décrite par des équations continues et l'occurrence d'événements par des automates discrets. La synthèse de lois de commande pour les systèmes hybrides se situe au cœur des recherches menées actuellement et de nombreuses stratégies de commande des feux de signalisation ont été mises en place. Ces stratégies reposent principalement sur l'estimation des temps d'attente et des longueurs des files d'attentes aux intersections. Ces paramètres permettent d'évaluer la qualité de service.

Le développement des systèmes permettant de contrôler et de prévoir le trafic routier est l'une des priorités des systèmes de transport intelligents. Le but est d'informer les utilisateurs de la route des dangers potentiels bien avant d'avoir un contact visuel, visant d'accroître la sécurité, le rendement et la commodité de la conduite. La communication dans le domaine des systèmes de transport intelligents constitue un outil important permettant de remédier la problématique de congestion, de sécurité et de pollution du transport routier. En effet, elle sert non seulement à établir une interaction entre les véhicules se trouvant dans un certain rayon via l'établissement d'un médium de communication, mais elle permet également aux véhicules d'interagir avec les infrastructures.

L'objectif principal de ce chapitre est de résoudre le problème de la prédiction de la congestion routière. Nous allons tout d'abord aborder en détail le problème du trafic et de la prédiction de la congestion urbaine. Nous verrons ensuite comment une prédiction intelligente de la congestion urbaine peut résoudre le problème de l'optimisation des feux de signalisation et comment la communication infrastructure-à-véhicule peut être utilisée dans l'implantation des solutions concrètes.

5.2. Problématique

Le phénomène de la congestion routière est un problème socio-économique crucial qui nécessite de rechercher des solutions pouvant être mises en œuvre rapidement. En effet, si la solution naturelle de ce problème consiste à construire de plus en plus de nouvelles infrastructures routières, elle ne peut être retenue aussi facilement du fait des prix exorbitants qu'elle exige et du manque d'espace disponibles. Une autre solution repose sur l'encouragement des usagers à utiliser les transports en commun et à assurer l'acheminement des biens par train ou par bateau. Cependant, afin de réaliser ce type d'opérations et d'assurer le transport des marchandises vers les trains et les navires, ces modes de transport doivent offrir une alternative viable qui exige souvent de gros investissements.

Il s'avère donc nécessaire de mettre en œuvre des actions pour que l'utilisation de la capacité des infrastructures existantes soit optimale. Dans ce contexte, la commande intelligente du trafic représente le seul moyen efficace pour pouvoir éliminer les congestions. Ce type d'actions permet en effet de proposer des solutions fiables et efficaces pour un transport sûr, sans congestions, sans accidents et avec une diminution de la pollution. Cependant, bien que les systèmes de transport intelligents ont été considérés comme une solution possible pour optimiser l'utilisation des infrastructures, peu de solutions ont été proposées à ce jour en raison de la complexité à traiter ce problème.

5.3. Objectif du travail

Notre travail porte sur l'optimisation des feux de signalisation en se basant sur les prévisions de trafic qui anticipent la demande future du trafic routier. L'objectif est de favoriser l'écoulement du trafic en permettant une utilisation plus rationnelle des

infrastructures. Pour ce faire, une estimation de la demande future du trafic routier est donc nécessaire. La démarche comprend deux approches :

- La première approche est basée sur l'estimation des paramètres individuels des véhicules, par une détection et une poursuite de mouvement, tels que la vitesse et la distance inter-véhiculaire, dont l'objectif est de déduire les paramètres moyens qui caractérisent le flux routier tels que le nombre et la vitesse moyenne des véhicules. Les futurs paramètres peuvent être déduits à partir de paramètres historiques.
- La seconde approche est basée sur la détermination de la combinaison des paramètres estimés qui donne la meilleure estimation de la demande future du trafic routier.

Dans ce qui suit, les deux stratégies seront présentées en détails.

5.4. Estimation des paramètres du trafic routier

Pour la définition de la situation du trafic congestionné, il n'existe pas un standard unifié. On considère la définition suivante : un passage est considéré congestionné lorsque les véhicules trouvent des difficultés en circulation, la longueur de la file d'attente est supérieure à 250m dans les croisements et les véhicules ne peuvent pas passer durant trois périodes de l'apparition du feu vert. On peut constater donc qu'un phénomène de congestion routière résulte de l'union de plusieurs paramètres tels que : une vitesse de circulation faible, un taux élevé de l'occupation de la route et une file d'attente longue. La vitesse moyenne du trafic est obtenue par la moyenne des vitesses individuelles de tous les véhicules. La vitesse individuelle d'un véhicule est calculée en divisant la distance qu'il a parcourue entre deux positions consécutives par le temps de parcours. Le taux d'occupation de la route est défini par la fraction du temps durant laquelle le capteur détecte le véhicule. C'est un paramètre important pour la compréhension de l'état de la route. Dans notre travail, nous introduisons une méthode de calcul du taux d'occupation basée sur le calcul du rapport entre la longueur de la route et le nombre de véhicules circulant sur cette route. Puisque le véhicule occupe une certaine longueur de la route durant un laps de temps, une route congestionnée dont le nombre de véhicules est élevé aura un taux d'occupation plus élevé. Par contre, une route fluide dont le nombre de véhicules est faible aura un taux d'occupation plus faible.

Pour l'instant, les capteurs sont largement utilisés dans de nombreux travaux se rapportant à l'estimation des paramètres du trafic routier [XIE05, BC08, VAM10, DAI00, BRU09]. Cependant, ces capteurs présentent les deux inconvénients majeurs suivant :

- vitesse : certains capteurs tels que les radars ou lasers n'ont pas la capacité de suivre les changements agressifs de vitesse pour pouvoir distinguer les véhicules en mouvement des véhicules ou des objets arrêtés sur le bord de la route;
- coût élevé : les versions de haute performance des capteurs radar coûtent trop cher.

Une solution à ces problèmes serait donc d'utiliser la communication inter-véhicules et la communication infrastructure-à-véhicule, en augmentant la fiabilité de l'information reçue. Pour plus d'informations sur les communications inter-véhicules et infrastructure-à-véhicules, voir chapitre 1.

5.5. Evaluation de l'état du trafic routier à partir des paramètres de trafic

Reconnaitre l'état du trafic routier quelque soit sa nature, les conditions climatiques, ou encore les conditions variables de la luminosité, est une faculté prodigieuse. Beaucoup de travaux coexistent et tentent de surmonter les obstacles précités en proposant plusieurs solutions. Parmi ces travaux, on peut citer :

Dans [PON07], les auteurs présentent une méthode d'évaluation du trafic routier à partir des paramètres de trafic, en utilisant la logique floue et des techniques de neurologiques adaptatives. Le système est conçu pour émuler l'expertise humaine en spécifiant trois niveaux de congestion.

Dans [PAT06], les auteurs ont proposé une méthode pour l'estimation du degré de congestion routière basée sur des mesures de GPS prises d'une route urbaine. Trois niveaux de congestion ont été définis suivant les mesures de la vitesse moyenne, la perception humaine était utilisée pour définir les seuils de classification et l'évaluation des performances de leur méthode.

Dans [XIA09], le travail a fourni un modèle de prédiction de congestion routière basé sur les réseaux de neurones avec une quantification vectorielle. Le modèle fournit une classification des situations fluides et congestionnées en se basant sur des paramètres de trafic : volume, vitesse et taux d'occupation, fourni par des détecteurs de véhicules.

Dans [ZHE09], les auteurs ont proposé un système d'estimation des paramètres de trafic routier basé sur la détection de mouvement par l'algorithme de différence de trames consécutives, et la poursuite par application de l'algorithme Camshift. Ils ont ensuite reconstruit la trajectoire individuelle de chaque véhicule, ce qui donne la possibilité d'estimer les paramètres individuels de chaque véhicule, tels que la distance parcourue ainsi que la vitesse.

Les solutions proposées dans la littérature sont des solutions basées sur la détection et la poursuite des véhicules permettant de donner des informations sur le comportement individuel de chaque véhicule et d'exprimer le comportement du conducteur, ainsi que des solutions basées sur la description globale du flux des véhicules. Celle-ci bien qu'elles soient mieux adaptées pour résoudre les problèmes de la gestion du trafic routier. L'estimation des paramètres de trafic permet par la suite d'estimer les paramètres moyens et de classifier le trafic correspondant.

5.6. L'approche proposée pour une prévision intelligente de congestion à base des communications véhicules à infrastructures

Le cinquième axe de recherche a pour objectif d'attaquer le problème de la congestion routière. Pour ce faire, nous avons proposé un système de prédiction de la congestion et de l'optimisation des feux de signalisation en utilisant la communication infrastructure-à-véhicule. Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter en détails la stratégie proposée. Nous terminons notre chapitre par les résultats de simulation et la conclusion.

5.6.1. Estimation des paramètres de trafic en utilisant la communication infrastructure-à-véhicules

La communication dans le domaine de transport intelligent constitue un outil important permettant d'établir une interaction entre les véhicules et les infrastructures se trouvant dans un certain rayon via l'établissement d'un médium de communication. Dans notre travail, la communication est utilisée pour remédier la problématique de congestion. Nous avons placé un agent à chaque intersection de notre réseau pour contrôler les feux de signalisation. Nous avons supposé que les véhicules sont munis de systèmes GPS ainsi que des systèmes de communication sans fil. Ils sont donc en mesure de communiquer aux agents contrôleurs des intersections leurs positions, leurs temps d'attente devant les feux de signalisation, leurs

destinations, ainsi que le parcours qu'ils comptent emprunter. Avec ces informations, ces agents peuvent faire des prévisions de la demande future du trafic et essayer d'éviter tout problème de congestion éventuel. La technique de prédiction des paramètres futurs est définie par la suite.

5.6.2. Prédiction des paramètres futurs en utilisant l'apprentissage automatique par extrême

De nombreux facteurs peuvent affecter les conditions de circulation. Les conditions de trafic actuelles et historiques sont des facteurs pouvant être utilisés pour prédire l'état de trafic à un moment futur. Nous avons adopté cette méthode pour l'estimation des futurs paramètres de trafic nécessaires pour prévoir l'encombrement du trafic. Etant donné que la vitesse moyenne des véhicules est largement affectée par la congestion routière, nous avons proposé d'utiliser deux groupes de données de trafic historiques pour prédire le paramètre de vitesse moyenne future. Le premier $\{v_i(t+j), \dots, v_i(t-\tau+j)\}$ est l'historique de la vitesse moyenne au niveau du tronçon i , où τ est le nombre des données précédentes utilisées. De même, le deuxième groupe $\{f_i(t+j), \dots, f_i(t-\tau+j)\}$ est l'historique du taux d'écoulement du trafic. Le taux d'écoulement au niveau d'un tronçon i à la période t est défini comme le nombre total des véhicules entrant dans ce tronçon pendant cette période. Le taux d'occupation est également l'un des indicateurs de congestion les plus couramment utilisés. Il est défini comme le nombre de véhicules par unité de longueur de la chaussée. Le taux d'occupation à l'instant $t+1+j$ peut être décrit en utilisant le taux d'occupation à l'instant $t+j$, ainsi que l'historique du taux des véhicules arrivés $\{A_i(t+j), \dots, A_i(t-\tau+j)\}$, où τ est le nombre des données précédentes utilisées et l'historique du taux de départ des véhicules. La taille de chaque groupe de données est limitée afin de réduire la complexité de l'apprentissage. Pour prédire les paramètres futurs, nous avons appliqué l'algorithme ELM comme illustré par la figure 5.1. ELM est défini dans la partie 3.7 du troisième chapitre.

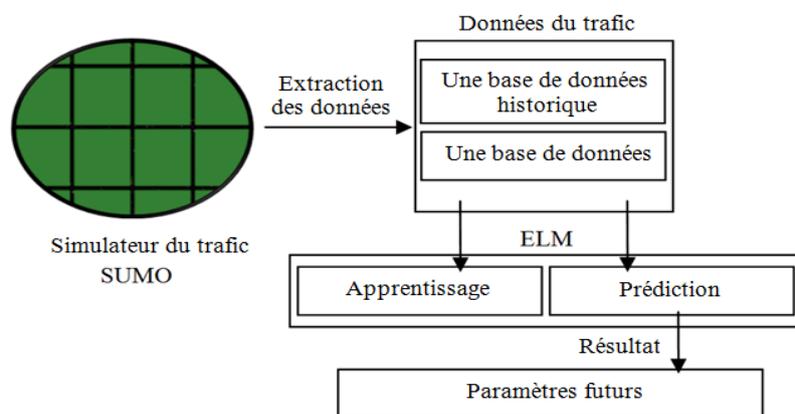


Figure 5. 1. Système de prédiction intelligente des paramètres futurs de trafic.

5.6.3. Prédiction de la congestion routière en utilisant la logique floue

La logique floue est une technique artificielle intelligente orientée vers l'inférence humaine qui incorpore l'incertitude et la nature abstraite inhérentes à la prise de décision humaine dans des systèmes de contrôle intelligents. Ce travail propose d'utiliser la logique floue pour introduire un facteur de congestion permettant d'estimer l'état futur du trafic tout au long d'un segment. Les variables d'entrée du système proposé sont les deux paramètres S et O , où S et O sont respectivement la vitesse moyenne des véhicules et le taux d'occupation prévus. La plage de S est 0-10 m/s , tandis que la plage de O est 0-100 %. Les valeurs linguistiques de S sont S_1 (*fast*), S_2 (*medium*) et S_3 (*slow*). Les valeurs linguistiques de O sont O_1 (*very low*), O_2 (*low*), O_3 (*medium*), O_4 (*high*) et O_5 (*very high*). La sortie consiste à déterminer le facteur de congestion F . La plage de F est 0-1. Les valeurs linguistiques de F sont F_1 (*very low*), F_2 (*low*), F_3 (*medium*), F_4 (*high*) et F_5 (*very high*).

Pour la simplicité computationnelle, nous avons utilisé des fonctions d'appartenance trapézoïdales. Les fonctions pour les paramètres discutés sont présentées par la Figure 5.2. Pour le processus de défuzzification, nous avons utilisé l'approche du centre de gravité. Le contrôleur flou est conçu avec une base de règles utilisant les conditions IF-THEN. Principalement, le système de règles floues est développé avec des instructions IF-AND-THEN. La base de règles est un ensemble de règles floues. La représentation matricielle de la base des règles est définie par le tableau 5.1.

Tableau 5. 1. Représentation matricielle de la base des règles du système de prédiction de la congestion proposé.

O	S		
	S₁	S₂	S₃
O₁	F ₁	F ₁	F ₂
O₂	F ₁	F ₂	F ₃
O₃	F ₂	F ₃	F ₄
O₄	F ₃	F ₄	F ₅
O₅	F ₄	F ₅	F ₅

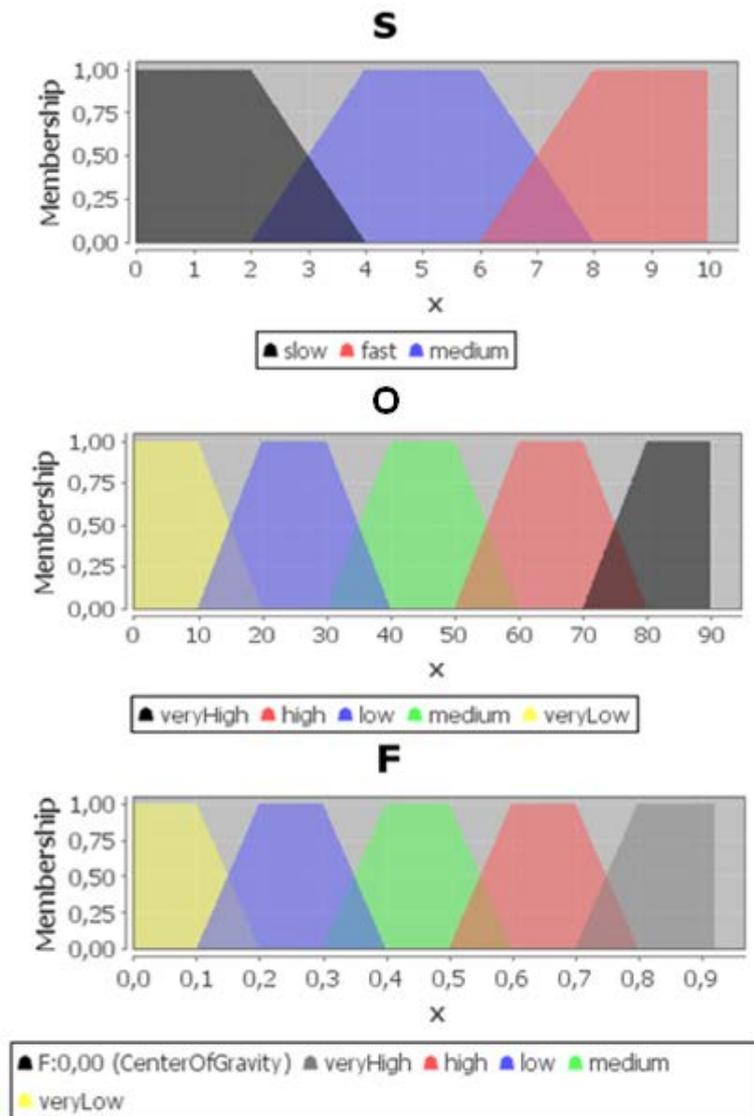


Figure 5. 2. Représentation graphique des fonctions d'appartenance trapézoïdales du système de prédiction de la congestion.

5.6.4. Optimisation multi-objectif des feux de signalisation

Cette section décrit notre modèle de gestion de trafic proposé pour contrôler les feux de signalisation afin de résoudre de sérieux problèmes de transport. Nous visons à éviter les embouteillages. Dans ce sens, nous proposons une nouvelle approche pour l'optimisation multi-objectif des feux de signalisation par essaim de particules. Cette approche consiste à trouver le programme de cycle optimal pour les signaux de trafic. L'essaim initial est initialisé par un nombre de particules qui sont un ensemble de valeurs représentant les durées de phases. Lorsque l'approche MOPSO génère une nouvelle solution, SUMO commence à simuler le scénario urbain selon les cycles des feux générés. Après la simulation, SUMO renvoie les informations nécessaires pour calculer les fonctions objectives. Les contraintes à respecter pour déterminer les solutions qui sont sous forme d'un ensemble de valeurs

représentant les durées des phases sont présentés dans le deuxième chapitre (voir section 2.4.1). Dans ce travail, nous visons à éviter les embouteillages avant leurs formations par le contrôle des feux de signalisation en prenant en compte l'état de trafic prévu. Pour ce faire, une optimisation multi-objectif du cycle des feux de signalisation est appliquée pour réduire le facteur de congestion correspondant à la route nécessitant une gestion d'urgence, et ainsi pour minimiser le temps d'attente des véhicules qui veulent traverser l'intersection. Les deux mesures sont prises simultanément en compte afin d'éviter les embouteillages et de réduire le risque de créer de nouvelles accumulations sur d'autres tronçons. Le problème est défini par l'équation (5.1).

$$F = [\text{Minimize } f_1, \text{Minimize } f_2] \quad (5.1)$$

$$f_2 = \frac{(\sum_{i=1}^N W_i)}{N}$$

Où W_i est le temps d'attente du véhicule i et N est le nombre des véhicules passant par l'intersection. f_1 et f_2 désignent deux fonctions objectives pour déterminer respectivement le facteur de congestion correspondant au segment nécessitant une gestion d'urgence généré par le système proposé et le temps d'attente moyen de tous les véhicules traversant l'intersection, calculée en utilisant les communications véhicule-à-infrastructure.

5.6.5. Résultats de simulation

Dans cette section, nous allons présenter la simulation suivie pour évaluer la supériorité du modèle de gestion du trafic proposé. Nous allons décrire le réseau ainsi que les paramètres de simulation utilisés. Plus tard, les résultats de simulations seront présentés.

Pour la phase de simulation, nous avons utilisé le simulateur SUMO et l'interface de contrôle TraCI. L'approche proposée est simulée en utilisant le même réseau présenté par le chapitre précédent (voir Section 3.7.1.4). D'autres détails sont présentés par le tableau 5.2.

Tableau 5. 2. Les paramètres de simulation.

Paramètre	Scénario
Area	800 m × 800 m
Nombre des véhicules	3000
Durée de simulation	20000s
Type de véhicules	Car
Vitesse maximale autorisée	10m/s
Longueur des véhicules	5m
Distance de sécurité	2m
Autorisation de dépassement	Non
Nombre total des intersections	8

Notre simulation est divisée en deux parties. Dans la première partie, nous discutons de l'efficacité de l'approche proposée pour l'estimation des paramètres de trafic et la prédiction de la congestion. Plus tard, l'efficacité du contrôle des feux de signalisation proposé et son impact positif sur la circulation seront montrés. Pour la prédiction des futurs paramètres du trafic, il faut acquérir suffisamment de données. Nous avons généré des informations de trafic historiques mesurées en utilisant les communications entre véhicules et véhicule-à-infrastructure. Les 80% des données sont choisis au hasard en tant que données d'apprentissage et les 20% restants sont utilisés pour les tests.

Les résultats de prédiction de la vitesse moyenne des véhicules ainsi que le taux d'occupation futurs sont explorés dans notre simulation. Les paramètres de trafic sur un tronçon de route sélectionné aléatoirement ont été mesurés à des intervalles de temps de 100 secondes. Les résultats de prédiction sont comparés avec les paramètres observées comme montré par les figures 5.3 et 5.4. On peut voir que la vitesse du trafic ainsi que le taux d'occupation prédites suivent de près les valeurs de vitesse et de taux d'occupation observées. Les erreurs quadratiques moyennes de prédiction de la vitesse et du taux d'occupation sont 0.480m/s et 1,115%, respectivement. Les résultats de simulation montrent une précision de prédiction satisfaisante.

Pour prédire la congestion de circulation, nous avons proposé un modèle basé sur la logique floue capable d'introduire un facteur en utilisant des paramètres de trafic prédits pour quantifier le niveau future de congestion. Ce facteur est utilisé comme l'un des objectifs de l'optimisation des feux de signalisation dans le but d'éviter la formation des embouteillages. Le modèle de contrôle proposé calcule le facteur de congestion pour chaque tronçon et donne la priorité au tronçon où le niveau de congestion est plus élevé. L'objectif de l'optimisation des feux de signalisation est donc de minimiser le facteur de congestion ainsi que de minimiser le temps moyen d'attente de tout les véhicules traversant l'intersection afin d'éviter de créer de nouvelles accumulations. Le tableau 5.3 compare le nombre de véhicules dans le réseau routier en cas d'absence et de présence des communications véhicules-à-infrastructures. Nous observons une nette diminution du nombre de véhicules en cas de présence des communications véhicules-à-infrastructures avec 36.09% pour l'ensemble du réseau routier. Le tableau 5.4 montre les résultats de comparaison en termes de la vitesse moyenne. Nous avons calculé la vitesse moyenne des véhicules toutes les 100 secondes. En cas de présence des communications, les vitesses moyennes des véhicules, maximale et minimale, dans l'ensemble du réseau sont respectivement 9.97m/s et 5.31m/s, alors que en cas

d'absence des communications, on trouve 9.71 et 4.2m/s. D'après le tableau, nous observons qu'il y'a un peu de différence en ce qui concerne les vitesses moyennes. Nous avons identifié les raisons suivantes : en cas d'absence des congestions, on trouve dans les deux scénarios des vitesses élevées et les communications ont un peu de rôle à jouer. En cas de trafic élevé, nous avons trouvé que le nombre de véhicules est inférieur dans la présence des communications. Dans ce cas, les véhicules peuvent se déplacer plus rapidement en profitant de leurs capacités à communiquer pour annoncer leurs présences et par la capacité du contrôleur de signalisation à prévoir l'encombrement du trafic et à trouver un programme cyclique optimal pour éviter les congestions. Nous avons pris en compte également les durées des trajets d'un ensemble de véhicules dans les deux scénarios et nous avons calculé la durée moyenne du trajet de chacune. Le tableau 5.5 montre une réduction d'environ 28.88% de la durée moyenne en cas de présence des communications véhicules-à-infrastructures.

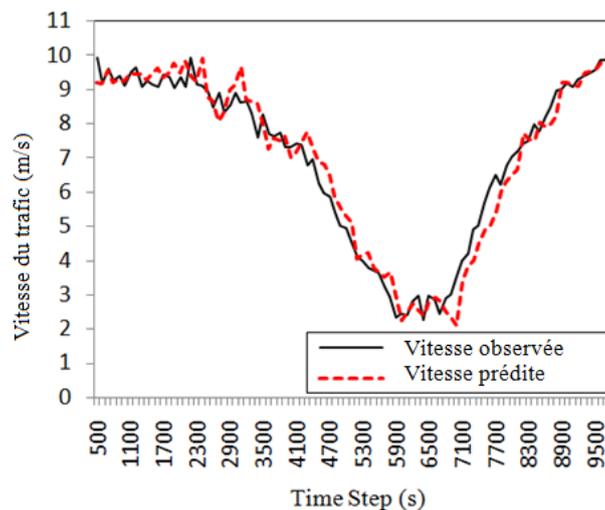


Figure 5. 3. Comparaison des résultats de prédiction des vitesse de trafic avec les vitesses de trafic observés.

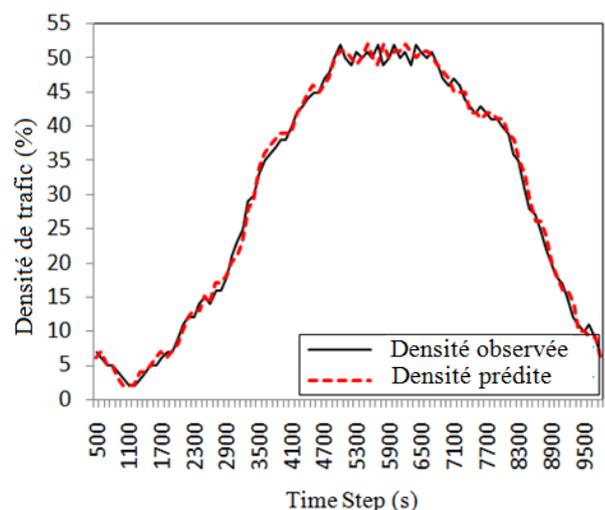


Figure 5. 4. Comparaison des résultats de prédiction du taux d'occupation avec les taux d'occupation observés.

Tableau 5. 3. Comparaison entre les deux scénarios en termes du nombre de véhicules.

Time-Step	Sans la communication	Avec la communication	Différence	Réduction (%)
1000	1280	974	306	23.90
1100	1122	841	281	25.04
1200	989	694	295	29.82
1300	874	612	262	29.97
1400	812	547	265	32.63
1500	774	481	293	37.85
1600	712	402	310	43.53
1700	678	365	313	46.16
1800	621	303	318	51.20
1900	585	255	330	56.41
2000	454	160	294	64.75
2100	369	123	246	66.66
2200	298	94	204	68.45
2300	195	80	115	58.97
2400	102	73	29	28.43
Le nombre total des véhicules en cas d'absence des communications = 9865				
Le nombre total des véhicules en cas de présence des communications = 6304				
Réduction = 36.09%				

Tableau 5. 4. Comparaison entre les deux scénarios en termes de la vitesse moyenne des véhicules.

Time-Step	Sans la communication (m/s)	Avec la communication (m/s)	Différence (m/s)	Augmentation (%)
1000	4.20	5.31	1.11	26.42
1100	4.59	5.74	1.15	25.05
1200	4.91	6.01	1.10	22.10
1300	5.51	6.98	1.47	26.67
1400	5.67	7.65	1.98	34.92
1500	5.82	7.79	1.97	33.84
1600	5.91	7.92	2.01	34.01
1700	6.03	8.23	2.20	36.48
1800	6.85	8.86	2.01	29.34
1900	7.47	9.54	2.07	27.71
2000	7.78	9.87	2.09	26.86
2100	8.28	9.91	1.63	19.68
2200	8.98	9.97	0.99	11.02
2300	9.54	9.96	0.42	4.40
2400	9.71	9.97	0.26	2.67
La vitesse moyenne en cas d'absence des communications = 6.75m/s				
La vitesse moyenne en cas de présence des communications = 8.24m/s				
Réduction = 24.10%				

Tableau 5. 5. Comparaison entre les deux scénarios en termes de durée de trajet.

ID du véhicule	Type	Sans la communication (m/s)	Avec la communication (m/s)	Différence (m/s)
24.0	CAR	950	712	25.05
4.15	CAR	558	322	42.29
7.28	CAR	374	211	43.29
17.4	CAR	752	524	30.31
18.1	CAR	821	603	26.55
22.5	CAR	496	278	43.95
30.2	CAR	721	596	17.33
17.7	CAR	685	558	18.54
10.4	CAR	958	881	8.03
21.1	CAR	614	410	33.22
Réduction = 28.88%				

Afin d'analyser les résultats du modèle proposé pour la prédiction et la gestion de congestion du trafic, une comparaison a été faite en termes de niveau de congestion du trafic, dans un segment routier sélectionné au hasard, entre ce modèle et le modèle de contrôle des feux de signalisation à temps fixe. Les résultats de simulation sont illustrés par la Figure 5.5. Nous pouvons observer clairement que le niveau de congestion a été réduit à un niveau qui n'aurait pas entraîné une congestion du réseau. Les résultats soutiennent largement le modèle proposé. Tous ces résultats établissent l'efficacité de la prédiction de la congestion du trafic et de la gestion dynamique des signaux de trafic en utilisant les communications véhicules-à-infrastructure dans l'optimisation du mouvement du trafic dans le réseau routier.

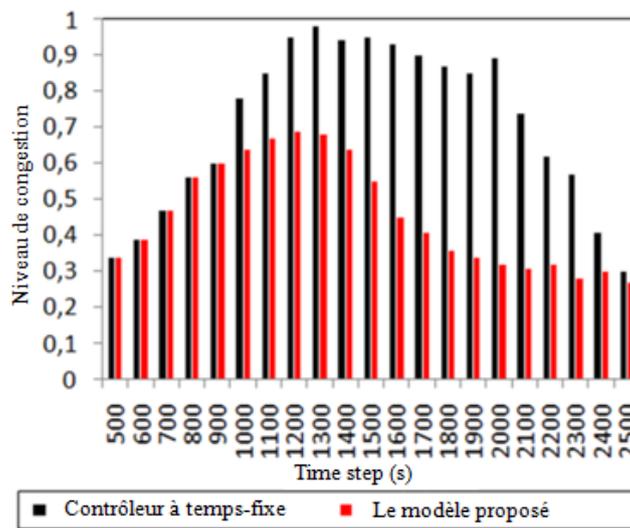


Figure 5. 5. Comparaison entre un contrôleur des feux de signalisation à temps fixe avec le modèle proposé en termes de niveau de congestion.

5.6.6. Conclusion

Dans cette partie, nous avons présenté un nouveau modèle de gestion du trafic pour la prédiction de congestion basé sur les communications véhicule-à-infrastructure et l'optimisation des feux de signalisation. L'objectif est de gérer le trafic avant que la congestion réelle ne soit atteinte. Pour prédire la congestion du trafic, nous avons utilisé les futurs paramètres de trafic estimés en utilisant l'algorithme ELM. Un facteur de congestion est introduit en utilisant l'approche de la logique floue. Chaque agent de signal présente des signes de congestion lorsque la valeur du facteur sur les arêtes approchantes atteint 0,6. Une fois la congestion prédite, l'agent concerné applique la méthode d'optimisation de la signalisation du signal de trafic proposée en fonction des conditions de circulation en vigueur. Le reste de cette partie présente les résultats de simulation obtenus par l'étude comparative.

Les résultats montrent une précision de prédiction satisfaisante du modèle proposé dans la prédiction des paramètres de trafic aidant à avoir un outil efficace capable de prédire l'encombrement du trafic et de prendre des décisions efficaces pour éviter la formation de bouchons. Les résultats montrent également que le modèle proposé réduit la durée du trajet de 28,88%. Comme de nombreux véhicules effectuent leurs trajets plus tôt, nous observons une réduction de 36,09% du nombre de véhicules sur l'ensemble du réseau routier. Tous ces résultats établissent l'efficacité dans l'optimisation de la circulation dans le réseau routier.

5.7. Conclusion

Le secteur du transport routier est un domaine connexe et complexe. Il nécessite la consolidation de plusieurs champs de compétences, dans l'optique de rendre son fonctionnement efficace. Ce chapitre a étudié essentiellement la communication infrastructure-à-véhicule. Le but était de montrer l'importance d'intégrer la communication infrastructure-à-véhicule dans la circulation routière, pour résoudre certains problèmes du transport routier. Après l'étude de ces notions, vient la partie portée sur l'un des buts de ce chapitre : la simulation du trafic routier par l'entremise des systèmes multi-agents. En premier lieu, nous avons présenté notre modèle de communication infrastructure-à-véhicule. En second lieu, nous avons présenté les résultats des tests de simulation. Ceux-ci nous ont permis d'inférer que le contrôle des feux de signalisation basé sur l'utilisation de la communication véhicule-à-infrastructure est comporté de manière conforme à notre attente.

CONCLUSION GENERALE

Malgré toutes les évolutions dans le domaine des systèmes de transport intelligents, il lui manque beaucoup de progrès au niveau de la gestion des problèmes de circulation et la sécurité routière. Ce mémoire a contribué au niveau des systèmes de transport intelligents par la réalisation des objectifs qui ont été énoncés dans l'introduction générale. Dans cette conclusion, les travaux de recherche menés sur les différentes problématiques de notre projet et les perspectives possibles des travaux futurs sont résumés.

Dans un premier temps, nous avons effectué un état de l'art sur les systèmes de transport intelligents afin de comprendre le contexte dans lequel se déroule cette thèse, avec une description des problèmes que nous avons abordé. Le chapitre survole également le champ de l'intelligence artificielle pour mieux cibler la position de la thèse dans ce domaine complexe.

Dans la deuxième partie de cette thèse, nous nous sommes concentrés sur les problèmes de congestions dans les espaces qui doivent être nécessairement partagés : les intersections. Nous avons abordé le problème de la gestion des feux de signalisation. Pour cela nous avons proposé une technique intelligente à base de l'optimisation multi-objectif par essaim de particules et l'apprentissage par renforcement. La technique vise à contrôler les feux de signalisation en cas de congestion d'une façon à maximiser le taux d'écoulement des véhicules et minimiser leurs temps d'attente. La technique a pour objectif également d'appliquer le réacheminement des véhicules les plus en difficultés en choisissant soigneusement et à la fois le chemin le plus court et le moins utilisé dont l'objectif est d'équilibrer la charge et de minimiser le risque de déplacer la congestion d'un endroit à un autre. Les résultats de simulation ont permis de montrer la capacité de régulation du trafic aux intersections. Ce travail a été publié dans le journal international IDT [ELH16a].

Dans la troisième partie, nous nous sommes focalisé sur la détection automatique des incidents routiers. Les incidents routiers affectent de manière significative le trafic routier. Nous avons d'abord proposé un système de détection automatique basé sur l'utilisation de l'apprentissage profond. Notre objectif est de réduire les délais de détection et d'améliorer le temps de réponse aux incidents afin de réduire leurs impacts sur la circulation. Les résultats de simulation ont démontré que l'apprentissage profond est une solution viable au problème de détection dans le domaine de transport. Ce travail a été publié dans le journal international

CSR [ELH17]. Néanmoins, concevoir un réseau de neurones est une tâche compliquée nécessitant une expérience approfondie. A cet égard, une deuxième solution basée sur la technique de transfert d'apprentissage pour une détection efficace des incidents routiers est proposée. Ce système est capable de reconnaître et d'appliquer des connaissances et des compétences, apprises à partir de tâches antérieures, sur de nouvelles tâches ou domaines partageant des similitudes. Les résultats de simulation confirment la capacité du système en termes de taux de détection, du taux de fausse alarme, du taux de classification et du délai de détection. Ce travail a été publié dans le journal international IS [ELH16b].

Dans le chapitre suivant, nous avons concentré notre recherche sur les systèmes d'urgence. Cet intérêt vient de la volonté de minimiser le temps de réponse aux incidents routiers, réduire les répercussions négatives et diminuer les taux de décès ou de pertes de biens, et du fait que peu de travaux dans la littérature s'intéressent à ce problème. Dans les systèmes d'urgence, la durée d'une intervention est un indice important de la qualité de service et des répercussions potentiellement négatives de l'événement, en particulier pour les cas graves. A cet égard, ce chapitre propose un système de routage intelligent capable de faciliter le déplacement des véhicules d'urgence, surtout dans un réseau congestionné. En outre, pour leurs assurer un passage en toute sécurité, un système de contrôle intelligent des feux de circulation basé sur la logique floue et capable d'offrir une priorité élevée à ces véhicules, est également proposé. Ce travail est présenté sous forme d'un article soumis pour une publication dans un journal international.

Le dernier chapitre porte sur le problème de la prédiction de la congestion routière et sur l'optimisation des feux de signalisation à l'aide de la communication véhicule-à-infrastructures. Il nous est apparu intéressant de promouvoir une méthode de prédiction à court terme. En raison des progrès récents dans les technologies des véhicules, de nombreux véhicules possèdent une capacité de communication sans fil. Cela permet aux véhicules de partager des informations en temps réel entre eux et avec les infrastructures routières. A cet égard, nous avons proposé un système intelligent de prédiction de congestion fondé sur la communication véhicules-à-infrastructures, sur la théorie multi-agents ainsi que sur l'utilisation de l'apprentissage automatique extrême, l'optimisation par essaim de particules et la logique floue. Le modèle a pour objectif d'optimiser les feux de signalisation afin d'éviter la formation des embouteillages. Les résultats de simulation confirment l'efficacité du système proposé. Ce travail est présenté également sous forme d'un article soumis pour une publication dans un journal international. L'optimisation des feux de signalisation est un

champ de recherche très important et actuel puisque la congestion urbaine est un problème de plus en plus présent dans nos villes. Il serait intéressant d'offrir un réseau de signalisation efficace qui optimiserait la synchronisation entre les intersections du réseau. De plus, il faudrait étendre les travaux pour inclure les transports en commun puisqu'ils sont probablement la seule solution efficace à long terme pour diminuer le trafic urbain.

BIBLIOGRAPHIE

- [ALD95] H. Al-Deek, A. Garib and A. E. Radwan, "New method for estimating freeway incident congestion", *ASCE Transportation Engineering Journal*, pp. 30-39, 1995.
- [ALJ14] A. Aljaafreh and N. AlOudat, "Optimized Timing Parameters for Real-Time Adaptive Traffic Signal Controller", 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation (UKSim), UKSim-AMSS, pp. 244–247, March 2014.
- [BEH15] V. Behbood, J. Lu, P. Hao, H. Zuo, S. Xue, and G. Zhang, "Transfer learning using computational intelligence : A survey", *KnowledgeBased Systems*, 80, pp.14-23, 25th anniversary of Knowledge-Based Systems, 2015.
- [BEN15] M. A. Bencherif, "les méthodes avancées pour la classification semisupervisée de données partiellement connues," Thèse pour l'obtention du Grade de docteur de l'université, Spécialité : Electronique, Université Saâd Dahlab- Blida, Avril 2015
- [BIN01] E. Bingham, "Reinforcement learning in neurofuzzy traffic signal control", *European Journal of Operational Research*, 131(2), pp. 232–241, 2001.
- [BIN06] G. Bin Huang, L. Chen, and C. K. Siew, "Universal approximation using incremental constructive feedforward networks with random hidden nodes", *IEEE Transactions on Neural Networks*, 17(4), pp. 879–892, 2006, DOI: 10.1109/TNN.2006.875977.
- [BOY07] S. Boyles and S. T. Waller, "A stochastic delay prediction model for real-time incident management", *ITE Journal*, 77(11), pp. 18-24, 2007.
- [BRU09] M. Brulin, H. Nicolas and C. Maillet "Utilisation de la géométrie de la scène pour l'analyse du trafic routier", *Laboratoire Bordelais de Recherche en Informatique, Université de Bordeaux*, 2009.
- [BUL04] A. Bull, "Traffic Congestion: the problem and how to deal with it", *United Nations, Economic Commission for Latin America and the Caribbean*, 2004.
- [CAM05] D. Camacho and R. Aler, "Software and Performance measures for evaluating multi-agent frameworks," *Applied artificial intelligence*, 19(6), pp. 645–657, 2005.
- [CHE02] X.-F. Chen and Z.-K. Shi, "Real-coded genetic algorithm for signal timing optimization of a single intersection", *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 3, 2002, pp. 1245 – 1248.
- [CHE12] S. Chen, J. Lu, W. Wang, and H. van Zuylen, "A hybrid model of partial least squares and neural network for traffic incident detection", *Expert Systems with Applications*, 39(5), pp. 4775–4784, April 2012. DOI: 10.1016/j.eswa.2011.09.158.
- [CHI04] G. Chicisne, "Dialogue between natural agents and artificial agents: An application to virtual communities", *Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble*, 2004, pp. 71-74.
- [COL04] S. Coleri, S. Y. Cheung, and P. Varaiya, "Sensor networks for monitoring traffic", *Allerton Conference on Communication, Control and Informatics*, 2004.
- [DAI00] D. Dailey, S. Pumin member IEEE, F. W. Cathey, and S. Pumrin, "an algorithm to estimate mean traffic speed using uncalibrated cameras", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 1(2), Juin 2000.
- [DAI07] W. Dai, Q. Yang, G. R. Xue, and Y. Yu, "Boosting for transfer learning", 24th International Conference on Machine Learning.

- [ELH16a] C. El Hatri and J. Boumhidi, "Traffic Management Model for Vehicle Re-routing and Traffic Light Control based on Multi-Objective Particle Swarm Optimization", *Journal of Intelligent Decision Technologies*, 11(2), pp. 199-208, November 2016.
- [ELH16b] C. El Hatri, M. Tahifa and J. Boumhidi, "Extreme Learning Machine-Based Traffic Incidents Detection with Domain Adaptation Transfer Learning", *Journal of Intelligent Systems*, 26(4), October 2016. DOI: <https://doi.org/10.1515/jisys-2016-0028>
- [ELH17] C. EL Hatri and J. Boumhidi, "Fuzzy Deep Learning based Urban Traffic Incident Detection", *Journal of Cognitive Systems Research*, December 2017, <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2017.12.002>.
- [FER99] J. Ferber, "Multi-agent systems: an introduction to distributed artificial intelligence", 222, Addison-Wesley, 1999.
- [HAG04] A. Haghani, Q. Tian, and H. Hu, "Simulation model for real-time emergency vehicle dispatching and routing", *Journal of Transportation Research Board*, vol. 1882, No. 1, pp. 176-183, 2004.
- [HAG07] A.Haghani and A. Yang, "Real Time Emergency Response Fleet Deployment: Concepts, Systems, Simulation & Case Studies, in *Dynamic Fleet Management*", Springer Science Business Media, pp. 133-162, 2007.
- [HAN09] Han-Tao, L. Jun-Qiang, and M. Guo-Sheng, "Research on Highway Emergency Vehicle Dispatching Model", *ICMTMA '09, International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, vol.2, pp. 296-299, 2009.
- [HAN14] M. T. Hanna, "The revised direct batch evaluation algorithm of optimal eigenvectors of the DFT matrix using the notion of Moore-Penrose matrix pseudoinverse," *6th International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP)*, pp. 433-436, 2014.
- [HLA11] Z. Hlaing, and M. A. Khine, "Solving Traveling Salesman Problem by Using Improved Ant Colony Optimization Algorithm", *International Journal of Information and Education Technology*, vol. 1, No. 5, pp. 404-409, November 2011.
- [HOU04] N. B. Hounsell, F. N. McLeod, and B. P. Shrestha, "Bus priority at traffic signals: Investigating the options", *International Conference, IEEE*, vol. 501, pp. 287-294, 2004.
- [HOU07] N. Hounsell, B. Shrestha, F. McLeod, S. Palmer, T. Bowen, and J. Head, "Using global positioning system for bus priority in london : traffic signals close to bus stops", *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 1, No. 2, pp. 131-137, 2007.
- [HUA04] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, et C.-K. Siew, "Extreme learning machine: a new learning scheme of feedforward neural networks", *International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 985-990, 2004.
- [HUA12] B. Huang, H. Zhou, X. Ding, and R. Zhang, "Extreme learning machine for regression and multiclass classification", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, vol. 42, No. 2, pp. 513-529, 2012. DOI: [10.1109/TSMCB.2011.2168604](https://doi.org/10.1109/TSMCB.2011.2168604).
- [HUA14] G. Huang, S. Song, J. N. Gupta, and C. Wu, "Semi-supervised and unsupervised extreme learning machines", 2014.
- [HUI03] G. Huisken, "Soft-Computing Techniques Applied to Short-term Traffic Flow Forecasting", *Systems analysis, modelling, simulation*, 43(2), pp. 165-173, 2003.
- [HUL15] L. Huliannytsky, and A. Pavlenko, "Ant colony optimization for time dependent

- shortest path problem in directed multigraph”, 12th IEEE International Conference on Road Transport Information and Control, 2 (1), pp. 52–61, 2015.
- [JAC06] L. Jacobson, J. Stribiak, and L. Nelson, “Ramp Management and Control (Handbook)”, U. S. Department of Transportation (Federal Highway Administration), 2006.
- [KAD11] N. Kadir, N. Zaharudin and N. Nordin, “An application of the A* algorithm on the ambulance routing”, IEEE Colloquium on Humanities, Science and Engineering, Penang, Malaysia, pp. 855–859, December 2011.
- [KEN95] J. Kennedy and R. Eberhart, “Particle swarm optimization Neural Networks”, IEEE International Conference on Proceedings, Vol. 4, pp. 1942-1948, 1995
- [KES10] A. Kesharwani, V. Sadaphal, and M. Natu, “Empowering bus transportation system using wireless sensor networks”, 7th International Conference on High Performance Computing, Goa, India, December 2010.
- [LEE90] C. Lee. “Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 20(2), pp. 419 –435, 1990.
- [LIA06] Z. Liao and L. Zhao. “Wireless sensor networks help to improve the traffic safety in residential communities”, In 6th International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, pp. 973 –978, June 2006.
- [LIU11] B. Liu and W. Liu., “Evaluation of traffic control methods at traffic circles”, Conference In Control and Decision (CCDC), 2011 Chinese, pp. 3371 -3377, May 2011.
- [MAK04] T. Mak, Q. Xu, J. Ko, and R. Sengupta, “ Vehicle-to-vehicle safety messaging in DSRC”. In Proceedings of the 1st ACM international workshop on Vehicular ad hoc networks, pp. 19-28, October 2004..
- [MCS98] W. R McShane, “Traffic Engineering”, Prentice Hall, 1998.
- [MIM07] L. E. Y. Mimbela and L. A. Klein, “Summary of vehicle detection and surveillance technologies used in intelligent transportation systems”, Federal Highway Administration, Intelligent Transportation Systems Joint Program Office, 2007.
- [MOR86] J. M., Morales, “Analytical procedures for estimating freeway traffic congestion”, Public Roads, 50(HS-040 182), 1986.
- [MOS03] S. Mostaghim and J. Teich, “Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO)”, In IEEE 2003 Swarm Intelligence Symposium, 2003.
- [ODE03] J. Odell, H.V.D. Parunak, M. Fleischer, and S. Brueckner, “Modeling agents and their environment”, In Agent-Oriented Software Engineering III, vol. 2585, pp. 16–31. Springer Berlin / Heidelberg, 2003.
- [OZB99] K. Ozbay, and P. Kachroo, “Incident Management in Intelligent Transportation Systems”, Artech House, Boston, 1999.
- [PAN08] S. J.. Pan, J. T. Kwok, and Q. Yang, “Transfer Learning via Dimensionality Reduction”, in AAAI’08 Proceeding of the 23rd national conference on Artificial Intelligence, vol. 8, pp. 677–682, 2008.
- [PAN10] J. Pan and Q. Yang: “A survey on transfer learning”, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol. 22, no. 10, pp. 1345–1359, 2010. DOI: 10.1109/TKDE.2009.191.
- [PAP00] M. Papageorgiou, and A. Kotsialos, “Freeway ramp metering : an overview”, In Proceedings of Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC’00), pp. 228-

239, 2000.

- [PAR05] E. Parkany and C. Xie, "A complete review of incident detection algorithms & their deployment: What works and what doesn't" (No. NETCR 37, NETC 00-7), 2005.
- [PAT06] W. Pattara-atikom, P Pongpaibool, and S. Thajchayapong "Estimating Road Traffic Congestion using Vehicle Velocity", 6th International Conference on ITS Telecommunications Proceedings, pp. 1001-1004, 2006.
- [PON07] P. Pongpaibool, P. Tangamchit, K. Noodwong, "Evaluation of Road Traffic Congestion Using Fuzzy Techniques", University of Technology Thonburi, THAILAND, IEEE, 2007.
- [ROS15] R. Rossi, M. Gastaldi, G. Gecchele, and V. Barbaro, "Fuzzy logic-based incident detection system using loop detectors data", *Transportation Research Procedia*, vol. 10, pp. 266–275, July 2015. DOI: 10.1016/j.trpro.2015.09.076
- [RPB12] "Connected Vehicle Infrastructure Plan", Report of Parsons Brinckerhoff and the Center for Automotive Research, Michigan Department of Transportation. October 2012.
- [SAL11] H. Salehinejad, F. Pouladi, and S. Talebi, "Intelligent Navigation of Emergency Vehicles", *International Conference on Developments in E-systems Engineering*, Dubai, United Arab Emirates, pp. 318–323, December 2011.
- [SET12] Sétra, "Panorama des systèmes de recueil de données de trafic routier", Rapport, 2012.
- [SHA05] E. Shakshuki, "A methodology for evaluating agent toolkits", in *Proceeding IEEE International Conference on Information Technology: Coding and Computing, ITCC*, pp. 391–396, 2005.
- [SHA09] P. Shan-Chen, S. Yan-Sen, L. Ye, S. Jie, and Z. Huai-Zhou. A study on the model of the traffic signs in the traffic circle. In *International Conference on Information Engineering and Computer Science (ICIECS 2009)*, pages 1 –4, Dec. 2009.
- [SIN15] A. Singh, VK. Dhaka, and G Singh, "Ant Colony Optimization – A Prologue", *National Conference on Cloud Computing and Big Data*, Taipei, Taiwan, March 2015.
- [SMI02] K. Smith, and B. Smith, "Forecasting the clearance time of freeway accidents", Publication STL-2001-012. Center for Transportation Studies, University of Virginia, 2002.
- [SPA97] J. Spall and D. Chin, "Traffic-responsive signal timing for system-wide traffic control", *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 5(3-4), pp. 153–163, 1997.
- [SRI03] D. Srinivasan, W. H. Loo, and R. L. Cheu, "Traffic incident detection using particle swarm optimization", *IEEE Proceedings of Swarm Intelligence Symposium*, pp. 144–151, April 2003. DOI: 10.1109/SIS.2003.1202260.
- [TAH18] M. Tahifa, J. Boumhidi and A. Yahyaouy, "Multi-agent reinforcement learning-based approach for controlling signals through adaptation", *International Journal of Autonomous and Adaptive Communications Systems*, 11(2), 2018, DOI: 10.1504/IJAACS.2018.10013246
- [TAK02] S. Takahashi, H. Nakamura, H. Kazama, and T. Fujikura, "Genetic algorithm approach for adaptive offset optimization for the fluctuation of traffic flow", In the *IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, pp. 768-772, 2002.

- [TAN06] F. Tang, M. Li, C. Weng, C. Zhang, W. Zhang, H. Huang, and Y. Wang. Combining wireless sensor network with grid for intelligent city traffic. In 11th Asia-Pacific Conference, ACSAC 2006, volume 4186, pages 260–269, Shanghai, China, Sept. 2006.
- [TAN71] K. Tanabe, “Projection method for solving a singular system of linear equations and its applications,” *Numerische Mathematik*, vol. 17, pp. 203-214, 1971.
- [VAM10] K. M. Vamsi and M. Hanmandlu, “Estimation of Vehicle Speed by Motion Tracking on Image Sequences”, IEEE Intelligent Vehicles Symposium University of California, San Diego, CA, USA, pp. 185-190, 2010.
- [XIA09] S. Xiaojun, C. Jun, “Study on Prediction of traffic congestion Based on LVQ Neural Network”, International Conference on Measuring Technology and Mecatronivs Automation, IEEE, pp. 318-321, 2009.
- [XIE05] L. Xie, Z. Guangxi, Z. Zhang “Real-time Vehicles Tracking Based on Kalman Filter in a Video-based ITS”, Huazhong University of Science and Technology, IEEE, pp. 883- 886, 2005.
- [YAN08] X. Yang and W. Ma and “Design and evaluation of an adaptive bus signal priority system base on wireless sensor network”, In 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation System (ITSC 2008), pp. 1073-1077, October 2008.
- [ZEN09] X. Zeng and H. Zheng, “The intelligent control and modeling of a traffic circle”, In International Conference on Information Engineering and Computer Science (ICIECS 2009), pp. 1-4, December, 2009.
- [ZHE09] L. Zhe Liu, C. Yangzhou, L. Zhenlong, “Camshift-based Real-time Multiple Vehicles Tracking for Visual Traffic Surveillance”, World Congress on Computer Science and Information Engineering, 2009.
- [ZHE10] Q. Zheng and M. Li, “The methods of traffic circle problem”, In International Conference on Logistics Engineering and Intelligent Transportation Systems (LEITS 2010), pp. 1–4, November 2010.
- [ZON11] Zong and G.-B. Huang, “Face recognition based on extreme learning machine”. *Neurocomputing*, vol. 74, no. 16, pp. 2541–2551, September 2011. DOI: 10.1016/j.neucom.2010.12.041.

PUBLICATIONS

Publications internationales

1. Chaimae El Hatri, Jaouad Boumhidi, “Traffic Management Model for Vehicle Re-routing and Traffic Light Control based on Multi-Objective Particle Swarm Optimization”, *Journal of Intelligent Decision Technologies*, 11(2), pp. 199-208, November 2016.
2. Chaimae El Hatri, Mohamed Tahifa and Jaouad Boumhidi, “Extreme Learning Machine-Based Traffic Incidents Detection with Domain Adaptation Transfer Learning”, *Journal of Intelligent Systems*, 26(4), October 2016, DOI: <https://doi.org/10.1515/jisys-2016-0028>.
3. Chaimae EL Hatri, Jaouad Boumhidi, “Fuzzy Deep Learning based Urban Traffic Incident Detection”, *Journal of Cognitive Systems Research*, December 2017, <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2017.12.002>.
4. Chaimae EL Hatri, Jaouad Boumhidi, “Urban Traffic Congestion Prediction and Management using Vehicle to Infrastructure Communication”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Under revision.
5. Chaimae EL Hatri, Jaouad Boumhidi, “Intelligent Routing and Fuzzy Signal Priority Control for Emergency Vehicles Management”, *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, Under revision.

Communications internationales

1. Chaimae EL Hatri, Jaouad Boumhidi, “Q-Learning based Intelligent Multi-Objective Particle Swarm Optimization of Light Control for Traffic Urban Congestion Management”, *IEEE 4th Edition of the International Colloquium on Information Science and Technologies*, October 2016.
2. Chaimae EL Hatri, Jaouad Boumhidi, “Fuzzy Deep Learning based Urban Traffic Incident Detection”, *The second International Conference of Intelligent System and Computer Vision*, April 2017.