

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITÉ 8 MAI 1945 - GUELMA - FACULTÉ DES MATHÉMATIQUES,  
D'INFORMATIQUE ET DES SCIENCES DE LA MATIÈRE

**Département d'Informatique**



**Mémoire de Fin d'études Master**

*Spécialité* : Informatique

*Option* : Systèmes Informatiques

*Thème*

---

## **Gestion opérante du trafic routier par méthode d'apprentissage**

---

**Encadré par :**

**Dr. Benhamza Karima**

**Présenté par :**

**Melle Agguini Meriem**

**Membres du Jury :**

**Dr. Bencheriet Chemesseennehar**

**Dr. Hallaci Samir**

Juin 2023

## ***Dédicace***

Que ce travail soit le reflet vibrant de mon dévouement, je le dédie avec tout mon  
amour :

À mes chers parents "*Akila*" et "*Larbi*", piliers de ma vie et raison de mon existence.  
Chaque pas que j'ai fait et chaque réussite obtenue, c'est grâce à votre amour, à votre  
encouragement continu et à vos sacrifices inconditionnels. À vous, mes parents adorés, je  
dédie ce modeste travail.

À mon cher frère "*Sofiane*", ton amour inconditionnel et ton soutien indéfectible tout au  
long de ma vie, ont illuminé mon chemin et m'ont donné la force de surmonter les défis.

À ma douce sœur "*Nawal*", à ta bonté infinie qui t'anime, Je souhaite exprimer ma  
gratitude sincère pour ta bienveillance et ta grande générosité. Ta présence à mes côtés  
me réchauffe le cœur.

À mes amis les plus proches, ceux qui ont partagé avec moi les rires, les larmes et les  
moments précieux, vous avez été mes compagnons de route, mes confident(e)s et mes  
sources de réconfort tout au long de cette aventure. Je tiens également à exprimer ma  
gratitude envers tous ceux qui m'ont soutenu(e) dans les moments de doute et de  
difficulté.

À toutes les personnes qui ont croisé ma route et ont laissé une empreinte positive dans  
ma vie.

## ***Remerciement***

Je voudrais exprimer ma profonde gratitude à Dieu, source de toute sagesse et inspiration. C'est par sa grâce que j'ai pu mener à bien ce travail et trouver la force nécessaire pour surmonter les défis rencontrés.

J'adresse mes sincères remerciements à mon encadrante "*Dr Benhamza Karima*", une femme exceptionnelle dont l'expertise, le soutien et les conseils éclairés ont été inestimables tout au long de ce parcours. Votre dévouement et votre passion pour la recherche ont été une source d'inspiration constante.

Je remercie vivement les membres du Jury de ce travail.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à tous ceux qui ont contribué à la réalisation de ce travail (Enseignants, collègues et amis). Leurs encouragements, leur soutien et leur collaboration ont été d'une valeur inestimable. Chaque conversation, chaque idée partagée a enrichi ma réflexion et a contribué à la qualité de ce travail.

Je suis également reconnaissant envers ma famille et mes amis qui ont été présents à mes côtés, me prodiguant leur amour, leur soutien et leur compréhension tout au long de ce travail. Votre confiance en moi et votre soutien indéfectible ont été des piliers essentiels de ma réussite.

Enfin, que mes sincères remerciements atteignent chacune de ces personnes. Que Dieu vous bénisse tous pour votre précieuse contribution et votre présence bienveillante dans mon parcours.

## ***Résumé***

Les embouteillages constituent un problème majeur dans les zones urbaines, affectant la mobilité, la sécurité et l'environnement de la population. Les feux de signalisation traditionnels sont souvent incapables de faire face aux conditions dynamiques et complexes du trafic, ce qui se traduit par un contrôle inefficace et sous-optimal. Il est donc nécessaire de trouver une solution intelligente capable de s'adapter à la situation du trafic en temps réel et d'optimiser la synchronisation des feux de circulation.

Notre objectif dans ce travail est de proposer un contrôleur de feux de circulation intelligent et adaptatif utilisant les techniques d'Apprentissage par Renforcement Multi-Agent (MARL) et de Deep Q-Learning (DQL).

Le principal avantage de notre système est sa capacité à s'adapter des volumes de trafic importants et hétérogènes, y compris les véhicules prioritaires et les poids lourds, et sa capacité à coordonner et à coopérer avec des multiples intersections pour améliorer les performances du réseau et réduire les congestions.

Les résultats obtenus, avec la plateforme SUMO, permettent de souligner l'efficacité du modèle proposé.

### **Mots clés :**

Trafic, Congestion, Contrôle intelligent des feux de circulation, Apprentissage par Renforcement Multi-Agent, Deep Q-Learning, SUMO, Simulation.

## ***Abstract***

Traffic congestion is a major urban problem affecting people's mobility, safety, and environment. Traditional traffic lights are often unable to cope with dynamic and complex traffic conditions, resulting in inefficient control. It is therefore necessary to find an intelligent solution capable of adapting to the traffic situation in real-time and optimizing the synchronization of traffic lights.

Our objective in this work is to propose an adaptive traffic light controller using Multi-Agent Reinforcement Learning (MARL) and Deep Q-Learning (DQL) techniques.

The main advantage of our system is its ability to adapt to large and heterogeneous traffic volumes, including priority and heavy vehicles, and to coordinate with multiple intersections to improve network performance and reduce congestion. The results obtained, using the SUMO platform, highlight the effectiveness of the proposed model.

### **Keywords :**

Traffic, Congestion, Intelligent traffic light control, Multi-Agent Reinforcement Learning, Deep Q-Learning, SUMO, Simulation.

# Table des matières

Dédicace	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Abstract	iv
Liste des tableaux	vii
Table des figures	viii
<b>Introduction Générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Systèmes de Transport Intelligents (STI)</b>	<b>3</b>
1.1 Introduction . . . . .	3
1.2 Définition des Systèmes de Transport Intelligents . . . . .	4
1.3 Développement historique des Systèmes de Transport Intelligents . . . . .	4
1.4 Avantages des Systèmes de Transport Intelligents . . . . .	6
1.5 Architecture des Systèmes de Transport Intelligents . . . . .	7
1.6 Composants clés des Systèmes de Transport Intelligents . . . . .	8
1.7 Services de contrôle du trafic dans les Systèmes de Transport Intelligents .	10
1.8 Feux de circulation . . . . .	11
1.8.1 Terminologie et Concepts de base . . . . .	12

1.8.2	Méthodes de contrôle des feux de circulation . . . . .	13
1.9	Conclusion . . . . .	13
<b>2</b>	<b>Etat de l'art</b>	<b>15</b>
2.1	Introduction . . . . .	15
2.2	Travaux reliés . . . . .	15
2.2.1	Méthodes mathématiques . . . . .	16
2.2.2	Méthodes basées sur l'intelligence artificielle . . . . .	17
2.3	Conclusion . . . . .	23
<b>3</b>	<b>Conception et Implémentation</b>	<b>24</b>
3.1	Introduction . . . . .	24
3.2	Conception . . . . .	24
3.2.1	Modèle proposé . . . . .	24
3.2.2	Caractéristiques Techniques . . . . .	27
3.3	Implémentation . . . . .	34
3.3.1	Description du matériel utilisé . . . . .	35
3.3.2	Description des outils logiciels utilisés . . . . .	35
3.3.3	Simulation . . . . .	36
3.4	Conclusion . . . . .	45
	<b>Conclustion Générale</b>	<b>50</b>

# Liste des tableaux

3.1	Principaux termes utilisés dans la phase d'apprentissage . . . . .	34
3.2	Logiciels, bibliothèques et langage de programmation utilisés pour la mise en œuvre du modèle . . . . .	36
3.3	Type de voitures générées dans un flux hétérogène . . . . .	38
3.4	Paramètres d'initialisation.. . . .	39



# Table des figures

1.1	Systèmes de Transport Intelligents [1] . . . . .	4
1.2	Architecture des STI [2]. . . . .	8
1.3	Quelques systèmes de détection de véhicules [3] . . . . .	9
1.4	Système de contrôle des feux de circulation . . . . .	12
3.1	Diagramme d'interaction d'Apprentissage Par Renforcement Multi-Agent [4].	26
3.2	Diagramme du processus de Deep Q-Learning . . . . .	27
3.3	Architecture de l'environnement proposée . . . . .	28
3.4	Répartition des systèmes de feux de circulation dans l'intersection . . . . .	29
3.5	Phases possibles . . . . .	30
3.6	Architecture proposée de réseau de neurones . . . . .	32
3.7	Architecture de réseau routier sous sumo. . . . .	37
3.8	Hétérogénéité des véhicules dans le flux de trafic. . . . .	38
3.9	Lancement de l'entraînement sur un seul épisode. . . . .	40
3.10	Modèle en phase d'entraînement. . . . .	40
3.11	Fin d'entraînement. . . . .	40
3.12	Fin d'entraînement. . . . .	41
3.13	Présentation du réseau routier sur SUMO. . . . .	41
3.14	Visualisation du flux de trafic aux deux intersections. . . . .	42
3.15	Fin de la simulation. . . . .	42
3.16	Retard cumulé. . . . .	43

3.17	Longueur de file d'attente des véhicules avec scénario de trafic élevé. . . . .	44
------	---	----

# Introduction Générale

La congestion est un problème courant qui touche notre monde sur plusieurs fronts. Que ce soit dans les centres urbains en voie d'extension ou dans les systèmes de transport surchargés. Le grand volume de personnes, de véhicules et d'activités conduit souvent à des embouteillages et à des retards. Les embouteillages encombrant les routes, provoquent des frustrations et font perdre un temps précieux. C'est ainsi que les zones urbaines deviennent surpeuplées, mettant à rude épreuve les ressources et les infrastructures. Les conséquences vont au-delà du simple désagrément et affectent la productivité, la qualité de l'air et la qualité de vie en général. Par conséquent, la recherche de solutions efficaces et intelligentes pour atténuer les embouteillages est un défi pressant pour les chercheurs et les praticiens.

Les feux de circulation, qui régulent le flux de véhicules et de piétons aux intersections, sont l'un des éléments clés des systèmes de transport. Les feux de circulation ont un impact significatif sur les performances du trafic, la sécurité et la qualité de l'environnement. Cependant, la plupart des contrôleurs de feux de circulation existants sont basés sur des plans fixes ou préprogrammés qui ne s'adaptent pas à l'évolution des conditions de circulation. Ces contrôleurs traduisent souvent des performances sous-optimales et une augmentation des embouteillages, en particulier aux heures de pointe ou lors d'événements inattendus.

Pour surmonter ces limitations, nous proposons un contrôleur de feux circulation adaptatif intelligent. Ce dernier peut ajuster les durées des signaux en fonction de la demande de trafic en temps réel et optimiser divers objectifs tels que la minimisation des retards, des files d'attente et des émissions. La conception de ce contrôleur est basée sur deux techniques prometteuses capables d'apprendre à partir des données et de l'expérience sans nécessiter de modèles ou de règles explicites, qui sont l'Apprentissage Par Renforcement

(Reinforcement Learning- RL) et l'Apprentissage Profond (Deep Learning -DL).

En tirant parti de ces techniques avancées, le modèle proposé peut répondre efficacement à l'évolution du trafic, optimiser les durées des feux de circulation et gérer les complexités associées à des flux de circulation hétérogènes. Contrairement aux approches existantes, notre modèle se concentre spécifiquement sur le contrôle des flux de trafic avec un mélange de différents types de véhicules, y compris les véhicules d'urgence et les voitures lourdes.

La structure de mémoire se compose de trois chapitres principaux :

Le premier chapitre donne une vue d'ensemble des systèmes de transport intelligents, en soulignant le rôle critique des feux de circulation et les limites des méthodes traditionnelles de contrôle des feux de circulation. L'importance du contrôleur adaptatif est mentionnée tout en justifiant la nécessité d'explorer des approches avancées.

Le deuxième chapitre se penche sur une exploration complète des travaux connexes dans le domaine du contrôle adaptatif des feux de circulation, en conduisant une étude comparative des principales méthodes utilisées.

Le troisième chapitre présente la conception et la mise en œuvre du modèle proposé. Il détaille les techniques et algorithmes utilisés, les composants du modèle, et le processus de prise de décision. En outre, le chapitre fournit une discussion approfondie des résultats de la mise en œuvre.

Enfin, nous terminons le mémoire par une conclusion générale et quelques perspectives suggérant les orientations pour les travaux futurs.

# Chapitre 1

## Systemes de Transport Intelligents (STI)

### 1.1 Introduction

La croissance rapide de l'urbanisation et la demande croissante de transports efficaces ont favorisé le développement et l'évolution des systèmes de transport. Au fil des ans, les méthodes traditionnelles de contrôle du trafic ont eu du mal à faire face aux défis croissants posés par l'explosion démographique et l'augmentation des volumes de trafic. Cela a nécessité l'émergence de solutions intelligentes pour répondre aux complexités des réseaux de transport modernes.

Dans ce chapitre, nous nous concentrons sur l'exploration des Systèmes de Transport Intelligents (STI), en fournissant une définition et une compréhension conceptuelle de ceux-ci, un bref aperçu de leur histoire et de leur évolution, ainsi que les avantages et les bénéfices qu'ils offrent en améliorant l'efficacité, la sécurité et la durabilité des transports. En outre, nous allons également offrir une vue d'ensemble de l'architecture des STI, y compris ses principaux composants et leurs interconnexions, et discuter de leurs services clés en mettant l'accent sur le rôle des services de contrôle du trafic, et nous nous concentrons en particulier sur les systèmes de feux de circulation comme un élément critique du contrôle du trafic.

## 1.2 Définition des Systèmes de Transport Intelligents

Les Systèmes de Transport Intelligents (STI) désignent l'intégration de technologies avancées, d'analyses de données et de systèmes de communication afin d'optimiser les opérations de transport, de renforcer la sécurité et d'améliorer l'efficacité globale des réseaux de transport. Ils englobent un large éventail d'applications et de services qui s'appuient sur des données en temps réel, des capteurs et des dispositifs intelligents pour collecter, analyser et diffuser des informations à des fins de prise de décision et de contrôle [5].

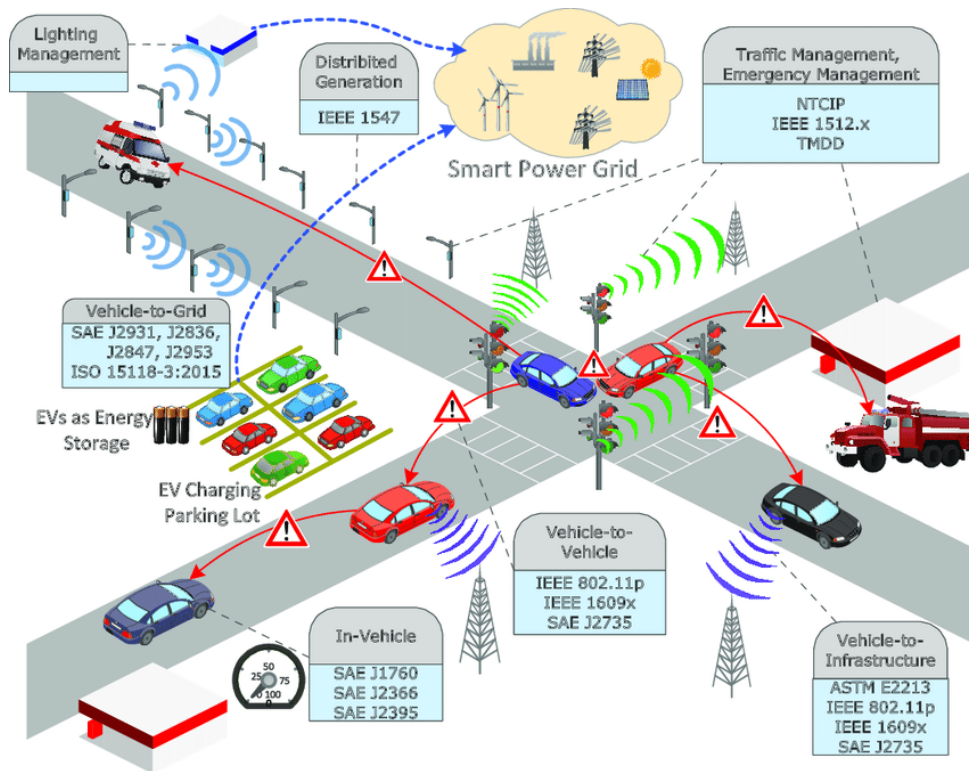


FIGURE 1.1 – Systèmes de Transport Intelligents [1]

## 1.3 Développement historique des Systèmes de Transport Intelligents

Le développement historique des Systèmes de Transport Intelligents (STI) remonte aux années 1920, lorsque les premiers feux de signalisation électriques ont été mis en place [6]. Depuis lors, les STI ont évolué au cours de plusieurs décennies d'innovation et d'expérimentation, avec des avancées significatives à différentes périodes. Dans les années 1960,

l'introduction de feux de circulation informatisés a permis une surveillance plus efficace du trafic. Les technologies de navigation et de cartographie, telles que le Driver Aided Information and Routing System (DAIR) [7], sont apparues à la même époque. Les panneaux à messages dynamiques et les détecteurs de boucles [7] ont également fait leurs premières apparitions, améliorant ainsi les capacités de gestion du trafic. En outre, la fin des années 1960 a vu la mise en place des premiers centres de gestion du trafic (Traffic Management Centers -TMCs) [7] en Amérique du Nord.

Les années 1970 ont été marquées par des avancées notables dans le domaine des STI. Les systèmes électroniques de guidage routier (Electronic Route Guidance Systems -ERGS) [8] et le système de contrôle automatique des itinéraires (Automatic Route Control System -ARCS) [9] ont permis de guider les conducteurs et d'améliorer la fluidité du trafic. L'introduction du système de positionnement global (Global Positioning System -GPS) en 1973 a révolutionné la technologie de la navigation. Les systèmes globaux de contrôle du trafic automobile (Comprehensive Automobile Traffic Control Systems -CACs) [10] et le système d'information Autofahrer Leit und [11] ont encore amélioré le contrôle du trafic et la diffusion de l'information [6].

Dans les années 1980, l'opération Greenlight [7] et le programme FETSIM (Fuel-Efficient Traffic Signal Management) [12] visaient à améliorer la synchronisation des signaux et l'efficacité énergétique. Le développement des systèmes routiers intelligents a marqué des étapes importantes. Le système de communication route-automobile (Road Automobile Communication System -RACS) et le programme de plaques d'immatriculation électroniques pour les poids lourds (Heavy Vehicle Electronic License Plate Program) ont contribué à l'amélioration de la communication et de l'identification des véhicules.

Les années 1990 ont vu la mise en place de bancs d'essai et d'essais opérationnels pour les STI. Des projets tels que FAST-TRAC [13], TravTek [14], Pathfinder [15] et INFORM (INformation FOR Motorists) [16] ont démontré l'intégration de systèmes avancés de gestion du trafic et d'information des voyageurs. La technologie DSRC (Dedicated Short-Range Communications) [17] et les systèmes électroniques de télépéage (Electronic Toll Collection system -ETC) [18] ont été développés, améliorant encore la communication et l'efficacité des péages.

Dans les années 2000, les systèmes d'aide à la conduite et des initiatives comme Clarus [19] ont fourni des informations pertinentes sur l'état des routes. Le Connected Vehicle

Safety Pilot [20] et les systèmes de gestion active du trafic et de la demande ont été introduits pour améliorer la sécurité et réduire la congestion. Le ministère américain des Transports a publié des orientations politiques sur les systèmes de conduite automatisée et a souligné l'importance de l'intelligence artificielle [7].

Dans le futur, l'accès aux données et les échanges de données restent une priorité pour l'écosystème des STI. La cybersécurité des STI est une préoccupation croissante, et des efforts sont en cours pour faire face aux menaces et protéger les systèmes de transport. Le concept de villes et de communautés intelligentes utilisant des technologies avancées pour résoudre les problèmes de transport, promouvoir la durabilité et renforcer l'engagement du public a pris de l'importance [7].

Le marché des STI est devenu très concurrentiel dans les pays développés, la diversification des études de projets STI, l'augmentation des investissements dans l'infrastructure et la technologie et l'amélioration des mécanismes d'incitation ont été le principal indicateur de cette concurrence. Les STI sont devenus une technologie indissociable à de nombreux domaines de notre vie, notamment les transports, les soins de santé et la communication grâce aux nombreux avantages qu'ils offrent. [21].

## 1.4 Avantages des Systèmes de Transport Intelligents

Les STI offrent de nombreux avantages. On présente ci-dessous les plus importants [22] [23] :

- Réduction des embouteillages,
- Réduction du nombre d'accidents de la route et de décès, des blessures et des dommages matériels,
- Économie du carburant en réduisant le nombre de trajets et de voyages effectués,
- Réduction des coûts d'entretien grâce à une moindre usure des composants du véhicule,
- Amélioration de l'efficacité des systèmes de gestion des urgences,
- Amélioration de la durée et de la commodité des déplacements grâce aux systèmes de communication entre véhicules, entre véhicules et infrastructures,
- Optimisation de la mobilité des passagers et des marchandises en accédant à des données en temps réel (applications mobiles) ;



- Amélioration de la sécurité publique grâce à la collecte et à l'analyse des données avec des caméras de surveillance,
- Offre aux utilisateurs des informations sur les conditions de circulation, des mises à jour du trafic en temps réel, les horaires de fonctionnement des services de transport public locaux et la disponibilité actuelle des places.

## 1.5 Architecture des Systèmes de Transport Intelligents

Une architecture STI est une conception définissant le fonctionnement et la structure de ces systèmes. Cette conception décrit la manière dont les différents composants interagissent pour atteindre les objectifs du système selon les quatre vues suivantes [2] :

**La vue Entreprise** : Décrit les STI de façon organisationnelle. Elle s'intéresse aux parties prenantes dans les STI tels que les organismes et les personnes, ses rôles, les relations entre elles et aussi ses besoins qui généralement pilotent les STI.

**La vue fonctionnelle** : Décrit les STI de façon fonctionnelle. Elle offre une représentation structurée des fonctions et des interactions définies qui répondent aux besoins des utilisateurs des STI.

**La vue physique** : Décrit les besoins matériels prenant en charge les fonctionnalités de STI.

**La vue Communication** : Décrit comment les objets matériels communiquent entre eux et définit la manière dont les informations peuvent être partagées de façon fiable et sécurisée entre les objets physiques.

L'architecture des STI est conçue pour intégrer divers composants complexes et interconnectés, elle nécessite une planification et une coordination minutieuses entre les différents acteurs concernés afin de garantir une utilisation efficace de ces systèmes. L'architecture spécifique peut varier en fonction du contexte et de la mise en œuvre.

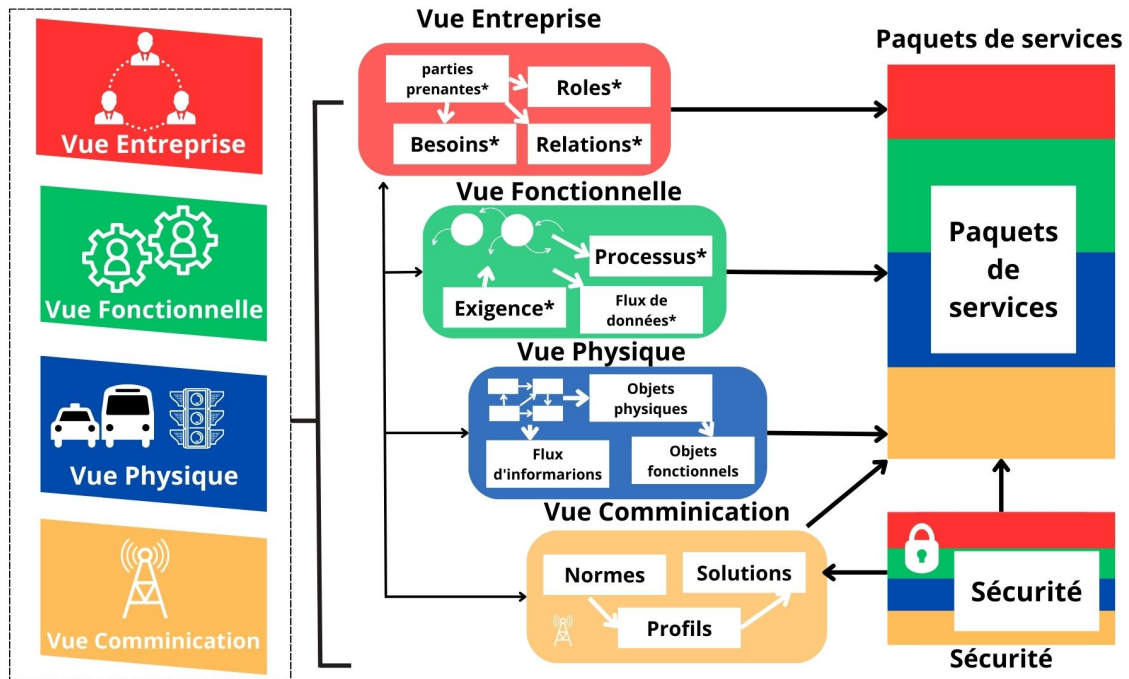


FIGURE 1.2 – Architecture des STI [2].

## 1.6 Composants clés des Systèmes de Transport Intelligents

Les principaux composants des STI sont les suivants :

- **Systèmes de détection** : qui sont des dispositifs qui collectent des données sur les conditions du trafic et peuvent être installés sur les routes, les véhicules ou les infrastructures, telles que :
  - Boucles Électromagnétiques [24].
  - Capteurs vidéos [25].
  - Réseaux de capteurs sans fil [26].
  - Radar à micro-ondes [27].
- **Systèmes de communication** : qui permettent la transmission de données entre les différents éléments du système en temps réel. Certains des systèmes célèbres dans ce domaine sont :
  - Système mondial de navigation par satellite (Global Navigation Satellite System -GNSS) [28].
  - Identification par radiofréquence (Radio Frequency Identification -RFID) [29].
  - Communication en champ proche (Near-Field Communication -NFC) [30].

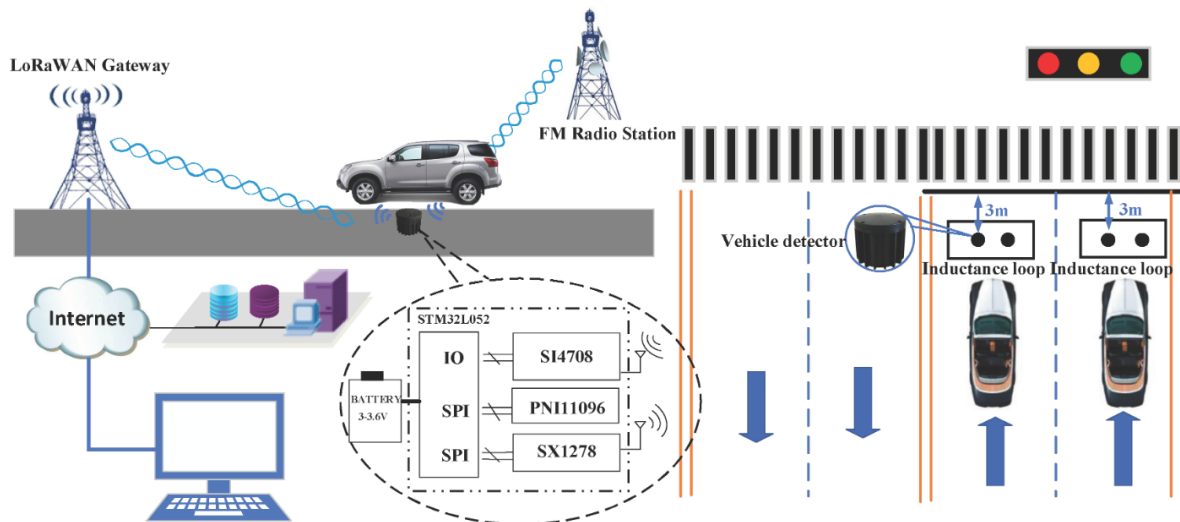


FIGURE 1.3 – Quelques systèmes de détection de véhicules [3]

- Réseaux de communication cellulaire [31].
- Système de données radio (Radio Data System -RDS) [32] et diffusion audio numérique (Digital Audio Broadcasting -DAB) [33].
- Technologies de réseau étendu à basse consommation (Low Power Wide Area Network -LPWAN) [34].
- **Systèmes d'information** : qui sont responsables de la collecte, du traitement et de la diffusion des données relatives au trafic.
- **Systèmes de contrôle du trafic** : qui utilisent les données collectées pour optimiser la circulation du trafic et améliorer la sécurité, tels les systèmes de gestion de la circulation, les systèmes de gestion de la vitesse ou les systèmes de gestion de la sécurité routière et les feux de circulation intelligents.
- **Véhicules intelligents** : qui sont équipés de capteurs, de systèmes de communication et de systèmes de contrôle qui leur permettent de communiquer avec les autres véhicules et les infrastructures.
- Infrastructures : qui peuvent être équipées de capteurs, de systèmes de communication et de systèmes de contrôle pour optimiser leur fonctionnement. Les infrastructures peuvent également être adaptées pour accueillir les véhicules intelligents et les systèmes de transport en commun.
- **Systèmes de transport intelligents coopératifs** : qui permettent aux véhicules et à l'infrastructure environnante de communiquer de manière transparente. Ils comprennent la communication de véhicule à véhicule (V2V) [35], de véhicule à

infrastructure (V2I) [35] et/ou d'infrastructure à infrastructure via une liaison sans fil ou câblée.

Les systèmes de contrôle du trafic sont un élément clé des STI, car ils s'appuient sur une série de composants interconnectés et exploitent des technologies de pointe et des stratégies fondées sur les données pour optimiser les flux de trafic, réduire les encombrements et améliorer la mobilité générale. Ces systèmes constituent principalement la composante exécutive des principaux services offerts par les STI.

## 1.7 Services de contrôle du trafic dans les Systèmes de Transport Intelligents

Les STI englobent un large éventail d'applications qui peuvent être classées en différentes catégories, telles que la gestion du trafic, les transports publics, les systèmes de péage électronique, le transport commercial, les systèmes avancés d'aide à la conduite, les systèmes d'information des voyageurs et la gestion de l'infrastructure, etc. La gestion du trafic est l'un des plus importants et des plus complexes, car elle joue un rôle crucial dans l'optimisation des opérations de transport et l'amélioration de l'efficacité globale du flux de trafic. Voici quelques-uns des principaux services de contrôle du trafic offerts par les STI :

- **Optimisation et coordination des feux de circulation** : ces services optimisent la synchronisation et le phasage des feux de circulation en utilisant des algorithmes et des analyses de données en temps réel. L'optimisation des feux de circulation garantit un fonctionnement efficace et coordonné des feux aux intersections en tenant compte de facteurs tels que le volume de trafic, les niveaux d'encombrement et les déplacements des piétons, réduisant ainsi les retards et améliorant la fluidité du trafic.
- **Gestion d'intervention en cas des catastrophes** : La gestion d'intervention en cas des catastrophes est l'ensemble des actions visant à réduire les risques de catastrophe, à préparer et à coordonner les secours, et à favoriser le relèvement des populations et des territoires touchés par des événements indésirables. Les feux de circulation sont importants dans la gestion des catastrophes pour faciliter le passage

des véhicules d'urgence (ambulance, camion de pompiers, etc.) en modifiant la couleur des feux selon la route d'urgence [36].

- **Services d'alerte en cas de conflit aux intersections** : Ces services utilisent des capteurs et des technologies de communication pour détecter les conflits potentiels entre les véhicules, les piétons et les cyclistes aux intersections. Ils émettent des signaux d'avertissement ou des alertes à l'intention des conducteurs, des piétons ou des cyclistes afin de prévenir les collisions et d'améliorer la sécurité des intersections.
- **Services de contrôle des priorités pour les véhicules d'urgence et les transports publics** : ces services facilitent la priorisation des véhicules d'urgence et des véhicules de transport public aux intersections signalisées. Grâce à la communication entre les véhicules et les feux de signalisation, les systèmes de contrôle des priorités donnent la priorité aux véhicules d'urgence, aux bus ou aux trains légers afin d'assurer une circulation fluide et efficace.

Un élément clé de tout système de contrôle du trafic est le contrôle efficace des feux de circulation, qui est l'objet de ce travail. Le contrôle des feux de circulation est un problème difficile et important qui affecte l'efficacité et la sécurité des systèmes de transport, vu que les feux de circulation servent de régulateurs des différents flux de circulation.

## 1.8 Feux de circulation

Les feux de circulation, également connus sous le nom de signaux de trafic, sont des dispositifs de contrôle utilisant des lampes/feux installés à l'intersection comme moyen de contrôler les flux de trafic. Par l'affichage de ces feux (rouge : pour fermer, vert : pour ouvrir et jaune : signaler le chemin du feu vert au feu rouge), qui alternent le chemin des usagers multiroutes [37].

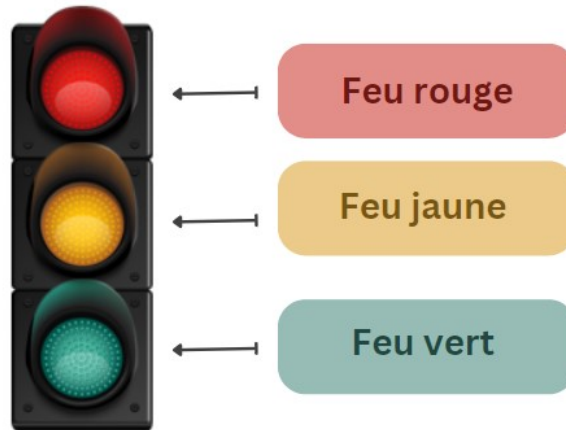


FIGURE 1.4 – Système de contrôle des feux de circulation

### 1.8.1 Terminologie et Concepts de base

Pour comprendre les systèmes de contrôle des feux de circulation, il est utile de connaître d'abord quelques concepts et terminologies de base [38], [39].

**Priorité de passage :** Priorité accordée à un mouvement de circulation qui suit une direction spécifique aux feux de circulation.

**Phase :** Période de temps distincte pendant laquelle un ensemble spécifique de mouvements de circulation se voit accorder le droit de passage tandis que d'autres sont arrêtés.

**Cycle :** Une répétition complète du processus des feux de signalisation.

**Séquence de phases :** Ordre prédéterminé dans lequel les différentes phases d'un système de feux de circulation sont activés au cours d'un cycle de feux de circulation.

**Minimum (Maximum) Green :** Paramètre qui fixe la limite inférieure (supérieure) de la durée d'affichage du vert.

**Intersection isolée :** Intersection hors de l'influence d'autres intersections signalisées.

**Intersections coordonnées :** Chaque intersection prend des décisions en collaboration avec ses voisins sur la manière de partager les informations sur le trafic.

## 1.8.2 Méthodes de contrôle des feux de circulation

Les méthodes de contrôle des feux de circulation peuvent être classées en trois catégories :

- le contrôle à temps fixe prédéfini : Dans cette méthode, les feux de circulation fonctionnent selon un horaire fixe prédéterminé. Les horaires des feux sont fixés en fonction des schémas de trafic historiques ou des volumes de trafic moyens. Cette méthode est simple et facile à mettre en œuvre. Cependant, elle ne peut pas s'adapter aux fluctuations du trafic en temps réel ou aux événements inattendus.
- le contrôle actionné : Cette méthode utilise des capteurs (tels que des boucles, des caméras ou des radars) pour détecter la présence ou l'absence de véhicules ou de piétons à chaque approche et ajuster le temps de passage au vert en conséquence. Cette méthode nécessite davantage d'équipements et de coûts de maintenance. Elle ne permet pas non plus d'assurer la coordination avec les intersections voisines ni d'optimiser les performances du réseau.
- le contrôle adaptatif du trafic : Cette méthode utilise des algorithmes avancés (tels que l'optimisation, l'intelligence artificielle ou l'apprentissage automatique) pour ajuster dynamiquement la longueur du cycle et l'allocation du temps vert pour chaque phase, sur la base de données de trafic en temps réel collectées à partir de capteurs ou d'autres sources. Cette méthode est la meilleure des méthodes mentionnées précédemment, car elle permet de répondre aux variations de trafic et aux incidents, de coordonner avec d'autres intersections et d'optimiser les performances du réseau.

## 1.9 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons fait une exploration des Systèmes de Transport Intelligents (STI). Nous avons présenté leur développement historique, leurs avantages, leur architecture et leurs différents composants. Nous avons cité le rôle essentiel des services de contrôle du trafic au sein des STI, en mettant particulièrement l'accent sur le contrôle des feux de circulation. Tout en fournissant une vue générale des systèmes de feux de circulation, nous avons conclu que les méthodes adaptatives sont apparues comme l'approche la plus prometteuse. Cependant, la mise en œuvre des feux de signalisation adaptatifs reste relativement limitée dans de nombreux pays, principalement en raison de la complexité

perçue et de la nécessité d'une compréhension experte. En conclusion de ce chapitre, il devient évident que des recherches supplémentaires sont nécessaires pour relever ces défis et libérer tout le potentiel des systèmes de feux de signalisation adaptatifs. Dans le chapitre suivant, nous examinerons les travaux connexes et les recherches menées dans le domaine de la conception des feux de signalisation adaptatifs.



# Chapitre 2

## Etat de l'art

### 2.1 Introduction

En abordant le deuxième chapitre, nous nous plongeons dans une étude approfondie sur des travaux connexes qui ont contribué au domaine du contrôle des feux de circulation. Afin de fournir une analyse compréhensive, ces travaux seront catégorisés en fonction des techniques et des méthodes employées. Cette exploration vise à faciliter une comparaison approfondie entre les différentes approches, en mettant en lumière leurs forces et leurs faiblesses. Sur la base de ces travaux existants, nous pouvons conclure sur les voies prometteuses des recherches scientifiques dans le domaine du contrôle des feux de circulation.

### 2.2 Travaux reliés

Les travaux connexes sont classés en fonction du type de la méthode employée, en distinguant ainsi les méthodes mathématiques, des méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Cette classification des travaux liés fournit une vue globale structurée des diverses approches employées dans le contrôle des feux de circulation et facilite leur comparaison et leur critique.

### 2.2.1 Méthodes mathématiques

Les méthodes mathématiques font référence à l'application de principes, de théories et de techniques mathématiques pour résoudre des problèmes ou analyser des systèmes. Ces méthodes impliquent souvent l'utilisation de modèles mathématiques, d'équations, d'algorithmes et de techniques d'optimisation pour formuler et résoudre les problèmes. Deux méthodes mathématiques majeures ont été employées dans le contexte des systèmes de contrôle des feux de circulation, qui sont :

#### Algorithme de Branch and Bound

La technique algorithmique de Branch and Bound -BnB [40] est appliquée aux problèmes d'optimisation, en particulier à l'optimisation combinatoire, en décomposant le problème en problèmes plus petits (branches) et en explorant ces branches tout en gardant la trace des branches qui mènent à la meilleure solution trouvée jusqu'à présent. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que la solution optimale soit trouvée ou que toutes les branches soient explorées.

Bien que l'algorithme BnB a été utilisé pour l'optimisation des flux de trafic, il été peu utilisé pour les modèles de contrôle des feux de circulation en raison de la complexité de ces modèles qui ne peuvent pas être gérés par BnB qui est limité aux réseaux à petite taille. Cependant, quelques travaux ont utilisé cet algorithme pour le contrôle des feux de circulation.

Les auteurs en [41] utilisent cette approche pour contrôler les feux de circulation dans une intersection simple avec l'objectif de minimiser le temps d'évacuation de l'intersection, et dans une intersection isolée en [42]. En [43] et [44], les auteurs utilisent un algorithme de type BnB, qui fonctionne via la communication V2I, pour résoudre les problèmes de gestion autonome des intersections.

#### Programmation Dynamique

La programmation dynamique (Dynamic Programming -DP) [45] est une méthode qui permet de résoudre des problèmes complexes en les décomposant en sous-problèmes plus

petits et en ne résolvant chaque sous-problème qu'une seule fois. La méthode consiste à stocker les solutions des sous-problèmes dans un tableau et à utiliser ces solutions pour résoudre des problèmes plus importants.

Les premières études qui mettent en œuvre la DP dans le contrôle des feux de circulation était en [46], où l'algorithme DP a été utilisé pour calculer le temps vert pour chaque phase d'un cycle de feux de circulation de sorte que le contrôle coordonné s'étende au-delà du carrefour. En [47], une nouvelle approche est présentée pour le contrôle réactif des feux de circulation à l'aide d'une DP approximative. Ce travail marque la première tentative d'optimisation dynamique du contrôle de la signalisation. En [48] les auteurs ont suggéré une méthode basée sur " Action Dependent Heuristic Dynamic Programming (ADHDP)" qui est un algorithme d'approché de la DP , pour contrôler plusieurs intersections. Dans chaque intersection, un contrôleur de signaux ADHDP a été adopté pour ajuster la durée du signal en fonction des données de trafic provenant des unités embarquées. En [49] les auteurs appliquent la journalisation des files d'attente, une technique issue du domaine de la DP approximative, pour créer un meilleur contrôleur de feux de circulation à intersection unique.

Ces dernières années, la programmation dynamique a continué à être explorée pour les problèmes de contrôle des feux de circulation. En [50] les auteurs proposent un modèle de feux de circulation basé sur un système coopératif véhicule-route, dans lequel la vitesse du véhicule est contrainte aux feux verts. Une stratégie de gestion de l'énergie basée sur la DP est construite avec ces contraintes.

## 2.2.2 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle

Les méthodes fondées sur l'intelligence artificielle impliquent l'utilisation d'algorithmes et de techniques informatiques inspirés de l'intelligence humaine pour effectuer des tâches ou prendre des décisions. Plusieurs de ces méthodes ont été employées dans le contrôle des feux de circulation, dont les plus connues sont les suivantes :

### Logique Floue

La logique floue (Fuzzy Logic -FL) [51] est une logique qui traite des déclarations vagues ou imprécises et attribue des degrés de vérité aux propositions. Les degrés de vérité sont

généralement des nombres réels compris entre 0 et 1, où 0 signifie totalement faux et 1 totalement vrai. Elle est basée sur des ensembles flous, qui sont des ensembles dont chaque élément a un degré d'appartenance.

FL a été utilisé pour la première fois en 1977, pour construire un contrôleur à FL pour une intersection biphasée avec trois entrées et une sortie [52]. Un contrôleur adaptatif de feux tricolores basé sur FL pour un carrefour isolé a été proposé en [53] et [54]. En [55], un système intégré de contrôle des feux de circulation utilise la technologie d'identification par radiofréquence (RFID) et FL, et en [56], un système automatisé pour le contrôle statique du trafic d'une intersection, par l'attribution dynamique du droit de passage, a été mis en œuvre comme outil d'aide à la décision basé sur un système d'inférence floue. Des réseaux de capteurs sans fils pour collecter des données de trafic en temps réel sont adoptés par les études en [57] et en [58]. Ces données sont transmises à un contrôleur à logique floue (FLC) sous la forme de deux entrées : la quantité de trafic et le temps d'attente pour chaque voie en [57], et le nombre de voitures sur deux routes d'entrée en [58]. Ce dernier a également utilisé le traitement d'image avec MATLAB, afin de construire un feu de circulation intelligent.

Les auteurs en [59] et en [60] ont utilisé la méthode Sugeno [61] de FL pour introduire un système d'inférence pour le calculer de la durée des feux verts aux intersections.

Tandis qu'en [62] et en [63] les auteurs ont utilisé la méthode Mamdani [64] de FL, en [62] pour concevoir un système de contrôle des feux de circulation qui régule le flux de véhicules à travers une intersection en fonction de sa densité, où les données utilisées ont été collectées sur le site de recherche, et en [63] pour développer un système dynamique de mise à la vague verte.

## **Algorithmes Génétiques**

L'algorithme génétique (Genetic Algorithm -GA) [65] est un algorithme d'optimisation inspiré du processus d'évolution des êtres vivants. Les progrès récents dans les processus d'optimisation des feux de circulation ont démontré la viabilité de son utilisation. L'étude en [66] propose un modèle de flux de trafic basé sur un contrôle à quatre phases pour contrôler une seule intersection bidirectionnelle à plusieurs voies. Le temps vert et le temps de cycle sont optimisés à l'aide d'un GA. Khewal Bhupendra Kesur en [67] suggèrent que

l'application d'algorithmes génétiques peut conduire à une amélioration de l'efficacité dans l'optimisation des feux de circulation à heure fixe. Les auteurs de [68] ont également utilisé un GA dont la fonction de fitness consiste en un modèle de réseau de Petri [69] de haut niveau de flux de trafic urbain dans le but d'optimiser le flux de trafic urbain en établissant à la fois les meilleurs itinéraires possibles pour chaque véhicule et en définissant, en temps réel, l'adaptation de feux de circulation. En [70] c'était une autre Cette étude vise à contribuer au domaine des villes intelligentes et des systèmes de transport intelligents en proposant un système dynamique et adaptatif de gestion des feux de circulation basé toujours sur le GA.

### **Optimisation par Colonies de Fourmis**

L'optimisation par colonies de fourmis (Ant colony optimization -ACO) [71] est un algorithme de résolution de problèmes d'optimisation difficiles qui s'inspire du comportement de recherche de nourriture des vraies colonies de fourmis. L'ACO utilise un ensemble de fourmis artificielles qui explorent l'espace de recherche et déposent une phéromone artificielle pour les solutions qu'elles trouvent. La phéromone agit comme un mécanisme de rétroaction positive qui oriente la recherche vers des régions prometteuses de l'espace de recherche.

L'application de l'ACO au contrôle des feux de circulation n'est pas très large, cependant, des études comme en [72], [73] et [74], ont démontré que la méthode ACO est systématiquement plus efficace pour un plus grand nombre d'essais et pour fournir des solutions plus fiables que le GA dans le problème de contrôle des feux de circulation.

### **Optimisation par Essaims de Particules**

L'optimisation par essaim de particules (Particle Swarm Optimization -PSO) [75] est une méthode informatique qui permet d'optimiser un problème en essayant itérativement d'améliorer une solution candidate en fonction d'une mesure de qualité donnée. Elle s'inspire du comportement en essaim d'animaux tels que les oiseaux ou les poissons qui se déplacent en groupe et bénéficient de l'expérience des membres. PSO utilise une population de solutions candidates appelées particules qui se déplacent dans l'espace de recherche selon des règles simples basées sur leurs propres positions et les positions les plus connues

de l'essaim.

Le PSO a été largement utilisé pour résoudre les problèmes de trafic. L'étude [76] propose une approche d'optimisation dans laquelle une PSO est capable de trouver des programmes de cycle de feux tricolores réussis. En [77], [78] et [79] l'algorithme PSO a été utilisée pour optimiser les paramètres des feux de circulation dans des conditions réelles. En [80] un nouveau modèle de gestion du trafic est présenté, il optimise simultanément le réacheminement des véhicules et le contrôle des feux de circulation à l'aide d'une méthode d'optimisation multi-objectifs par essaims de particules afin d'améliorer la vitesse de convergence et la qualité des solutions.

### **Recuit Simulé**

L'algorithme de Recuit Simulé (Simulated Annealing -SA) [81] est l'un des algorithmes les plus utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation. Il a été inspiré par la procédure de recuit du travail des métaux. Les auteurs, en [82], développent un modèle nommé "Stratégie de mesure du trafic interne-externe" basé sur cet algorithme. L'objectif était de maximiser le décalage dans les artères entrantes du sous-réseau protégé et optimiser les feux tricolores en entrée des artères.

### **Recherche Taboue**

La recherche taboue (Tabu Search -TS) [83] est un algorithme d'optimisation qui vise à trouver des solutions proches de l'optimum pour des problèmes d'optimisation combinatoire. Il est basé sur l'idée de maintenir une mémoire à court terme, appelée "liste tabous", qui garde la trace des solutions visitées précédemment.

TS a été combiné avec la méthode de PSO en [84] et avec "Variable Neighborhood Search" en [85] pour une optimisation adaptative de la synchronisation des signaux de trafic.

### **Réseaux de Neurones**

Les réseaux neuronaux (Neural Network -NN) [86] sont constitués de nombreux éléments simples qui se comportent en parallèle, tout comme les neurones de cerveau. Ces réseaux peuvent souvent fournir des solutions simples à des problèmes complexes, c'est pourquoi ils ont été aussi utilisés dans le contrôle des feux de circulation.

Les auteurs en [87] proposent un contrôleur de feux de circulation basé sur un réseau neuronal et une méthode mathématique pour déterminer la synchronisation des feux de circulation. En [88], les auteurs explorent la conception et l'optimisation d'un système de détection de feux tricolores en conduite autonome basé sur des réseaux de neurones profonds.

Les réseaux neuronaux convolutifs (Convolutional Neural Network -CNN) [89] sont un type de réseau de neurones profond utilisé pour la reconnaissance d'images et de signaux. Il a été adopté par [90] et [91] pour construire un système de détection des feux de circulation. En [92], l'étude présente une méthode qui réduit la taille des images de feux de circulation. Ces dernières réduisant ainsi les charges de calcul et de mémoire pour les classificateurs de signaux en se basant sur un CNN unidimensionnel pour classer ces images, qui ont été réduites à une seule dimension par la génération de codes-barres. En [93], on trouve une autre utilisation de ce type de réseau permettant de gérer le cycle des feux de circulation afin de réduire le temps d'attente des véhicules et la consommation d'énergie. Les changements de durée des feux de circulation sont modélisés par la méthode de décision de Markov, puis les états formés sont mappés pour récompenser par un CNN. Un autre type de réseau de neurones profond est le réseau de capsules conventionnelles (Capsule Networks -CapsNet) [94], qui est basé sur les réseaux neuronaux convolutifs, et qui fournit une meilleure extraction des modèles par les opérations de convolution en raison de leur capacité à réduire les ensembles de données et à aborder la relation spatiale de manière très précise. Il a été utilisé par plusieurs études dans le domaine de contrôle de feux de circulation, notamment en [95] où il a été utilisé pour améliorer les performances de reconnaissance des panneaux de signalisation, et en [96] où il a aidé à effectuer la reconnaissance des feux de circulation liés aux véhicules autonomes.

## **Apprentissage Par Renforcement**

L'apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning -RL) [97] est un type d'apprentissage automatique dans lequel un agent apprend à se comporter dans un environnement par essais et erreurs. L'agent reçoit des récompenses pour les actions qui mènent aux résultats souhaités et des pénalités pour les actions qui mènent aux résultats non souhaités. Au fil du temps, l'agent apprend à prendre des mesures qui maximisent ses récompenses.

Les auteurs en [98] proposent un contrôleur de feux de circulation basé sur l'algorithme Q-learning [99], une technique de RL, pour la gestion des feux de circulation en temps réel. Un autre algorithme RL qui est SARSA [100] a également été utilisé pour le contrôle des feux de signalisation comme en [101] et [102]. En [103] les deux algorithmes ont été étudiés et testés pour le contrôle adaptatif des feux de circulation.

Les progrès récents ont montré que l'intégration de deux domaines existants dans l'IA : l'apprentissage profond (Deep Learning) [104] et l'Apprentissage Par Renforcement (Reinforcement Learning -RL) pour former ce qu'on appelle l'apprentissage par renforcement profond (Deep Reinforcement Learning -DRL), a obtenu des résultats prometteurs dans la résolution des problèmes complexes de contrôle des feux de signalisation. Cependant, peu d'études ont adopté ce concept récemment, d' dans le contrôle des feux de circulation, notamment [105], [106] et [107].

D'autre part, un sous-domaine intéressant de RL, est l'Apprentissage par Renforcement Multi-Agents (Multi Agent Reinforcement Learning -MARL) [4] a obtenu également des résultats importants dans le contrôle des feux de circulation, notamment en [108], [109], et [110] ou un contrôleur de feux de signalisation basé sur l'algorithme Q-learning a été réalisé. Les auteurs en [111] proposent un nouveau système d'optimisation des feux de circulation basé sur MARL, ce système combine les avantages de l'apprentissage indépendant et centralisé. En [112] un autre système MARL pour optimiser la durée des feux de circulation en utilisant la communication Vehicle-to-Everything (V2X) a été réalisé, en [113] un nouveau cadre de MARL spatio-temporel (STMARL) a été adopté pour la coordination de plusieurs feux de circulation avec la capture de dépendance spatio-temporelle entre ces feux. Le modèle utilise la méthode d'apprentissage Q-learning pour prendre des décisions concernant chaque feu de circulation et un modèle graphique de réseau neuronal qui prend en compte les informations sur le trafic pour représenter les relations entre plusieurs feux à différentes intersections. Dans le même concept, les auteurs en [114] proposent l'algorithme "Modified Proximal Policy Optimization (Modified PPO)" [115], qui est une méthode de gradient de politique pour l'apprentissage par renforcement, afin de contrôler les feux de circulation et les véhicules dans une vision globale.

Il a été également très utile de combiner entre différentes méthodes de l'Intelligence Artificielle (IA), ce qui a permis de profiter des avantages de chacune d'elles, notamment en [116], [117], [118] et [119].



L'apprentissage par renforcement offre un cadre puissant qui permet aux systèmes de contrôle des feux de circulation de s'adapter et d'apprendre de leur environnement dynamique en temps réel.

Dans le chapitre suivant, et sur la base des techniques d'apprentissage par renforcement, nous présenterons une solution qui non seulement s'attaque de front à ces limitations, mais ouvre également de nouvelles voies pour améliorer les systèmes de contrôle des feux de circulation.

## **2.3 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons exploré les travaux connexes dans le domaine du contrôle des feux de circulation. Grâce à une étude comparative globale des méthodes employées, nous sommes parvenus à la conclusion que l'apprentissage par renforcement s'impose comme l'approche la plus efficace. Sur la base de cette constatation, le chapitre suivant présentera notre proposition de système intelligent de contrôle des feux de circulation, qui s'appuie sur cette même approche.

# Chapitre 3

## Conception et Implémentation

### 3.1 Introduction

Dans ce troisième chapitre, nous focalisons notre attention sur la présentation détaillée de la solution proposée. Ce chapitre sera divisé en deux sections distinctes : Conception et Implémentation. Dans la partie consacrée à la conception, nous nous pencherons sur les fondements théoriques et techniques de notre modèle. Dans la section "Implémentation", nous dévoilerons l'application pratique de notre modèle dans l'environnement de simulation avec un trafic réaliste. Nous présenterons aussi une évaluation rigoureuse des performances du modèle, en le soumettant à diverses conditions de circulation avec des scénarios dynamiques. L'intérêt est de montrer l'efficacité de la solution proposée à améliorer la fluidité du trafic et à réduire les embouteillages.

### 3.2 Conception

En se basant sur l'Apprentissage par Renforcement, les fondements théoriques du modèle sont dévoilés et ses caractéristiques techniques sont approfondies.

#### 3.2.1 Modèle proposé

Le modèle proposé est un contrôleur de feux de circulation intelligent qui s'adapte dynamiquement aux conditions de circulation en temps réel et qui apprend de manière

autonome à ajuster son comportement en fonction des interactions avec l'environnement et des observations effectuées. Ce contrôleur est spécialement conçu pour :

- fonctionner au sein d'un réseau à large échelle avec des volumes de trafic élevés,
- prendre en considération la nature diverse des véhicules, y compris les véhicules d'urgence et les véhicules lourds, qui contribuent de manière significative aux niveaux d'encombrement.

Pour atteindre ces objectifs, notre modèle intègre des indicateurs qui collectent des données du trafic en temps réel sur le réseau. Ces indicateurs capturent un large éventail d'informations sur le trafic, qui sont ensuite analysées par le modèle proposé pour prendre des décisions éclairées concernant la durée idéale de la phase verte pour les feux de circulation à différentes intersections. Chaque intersection est modélisée par un agent qui doit apprendre les bonnes actions dans son environnement. Les détails spécifiques au fonctionnement du modèle proposé, y compris son processus de prise de décision, sont détaillés dans les sections suivantes.

## Apprentissage Par Renforcement Multi-Agents

La technique choisie dans notre travail se base sur l'Apprentissage par Renforcement (AR). Plus précisément "l'Apprentissage par Renforcement Multi-Agents (Multi-Agent Reinforcement Learning -MARL) [4]. Ainsi, plusieurs agents doivent apprendre à coordonner leurs actions et à coopérer dans un environnement complexe et dynamique afin d'atteindre un objectif commun (Figure 3.1). Un système MARL se compose d'un certain nombre d'éléments qui doivent être modélisés et spécifiés dans la problématique [120]. Il s'agit notamment des éléments suivants :

**Environnement** : c'est l'espace dans lequel les agents interagissent.

**Agents** : ce sont les entités qui interagissent avec l'environnement et entre elles.

**Etats** : ce sont les représentations de l'environnement et les observations des agents.

**Actions** : ce sont les choix que les agents peuvent faire pour influencer l'environnement et leurs récompenses.

**Algorithme d'apprentissage** : c'est le moyen utilisé pour former les agents en leur permettant d'apprendre à partir de leurs propres expériences.

**Fonction de récompense :** c'est le moyen de mesurer les performances des agents.

Elle est utilisée pour guider le processus d'apprentissage.

**Politiques :** ce sont les stratégies adoptées par les agents pour prendre des décisions sur la base des observations de l'environnement.

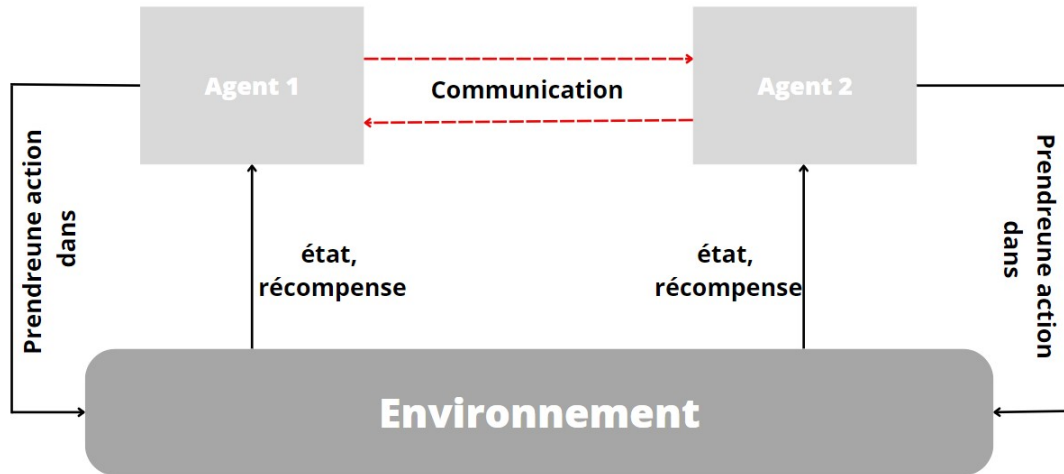


FIGURE 3.1 – Diagramme d'interaction d'Apprentissage Par Renforcement Multi-Agent [4].

Chaque agent perçoit l'environnement, prend des actions et reçoit une récompense en fonction du résultat de son action. L'approche "MARL" offre un cadre bien adapté à notre modèle, car elle permet aux agents d'apprendre des politiques optimales à partir de leurs interactions avec l'environnement. Ce qui permet à notre modèle de s'adapter et d'optimiser ses performances en réponse à la nature dynamique des conditions de circulation. L'algorithme choisi dans le cadre du "MARL" est le "Deep Q-Learning" .

### Deep Q-Learning

Le Deep Q-learning (DQL) [121] est un type d'algorithme d'apprentissage dans le cadre du "MARL" qui combine l'algorithme Q-learning [99] avec des réseaux neuronaux profonds. Cet algorithme permet de former des agents capables de prendre des décisions optimales dans des environnements complexes.

DQL, est principalement basé sur l'algorithme Q-learning qui apprend une table de valeur d'utilité Q pour chaque paire état-action permettant à l'agent d'adopter une politique de décision optimale. Les valeurs Q sont initialisées de manière aléatoire, puis mises à jour à l'aide de l'algorithme Q-learning [99].

Cependant, cet algorithme présente certaines limites lorsqu'il s'agit d'environnements hautement dimensionnels (cas du trafic routier). En effet, il nécessite beaucoup de temps et de mémoire pour parcourir et stocker la table  $Q$ , ce qui peut s'avérer peu pratique pour les grands espaces d'état et d'action. Le DQL répond à ces limites en utilisant un réseau neuronal profond pour approximer une fonction  $Q$  qui modélise cette table. Le processus d'apprentissage du DQN est décrit par le diagramme ci-dessous. Ce diagramme sera affiné dans la modélisation proposée pour répondre à notre problématique.

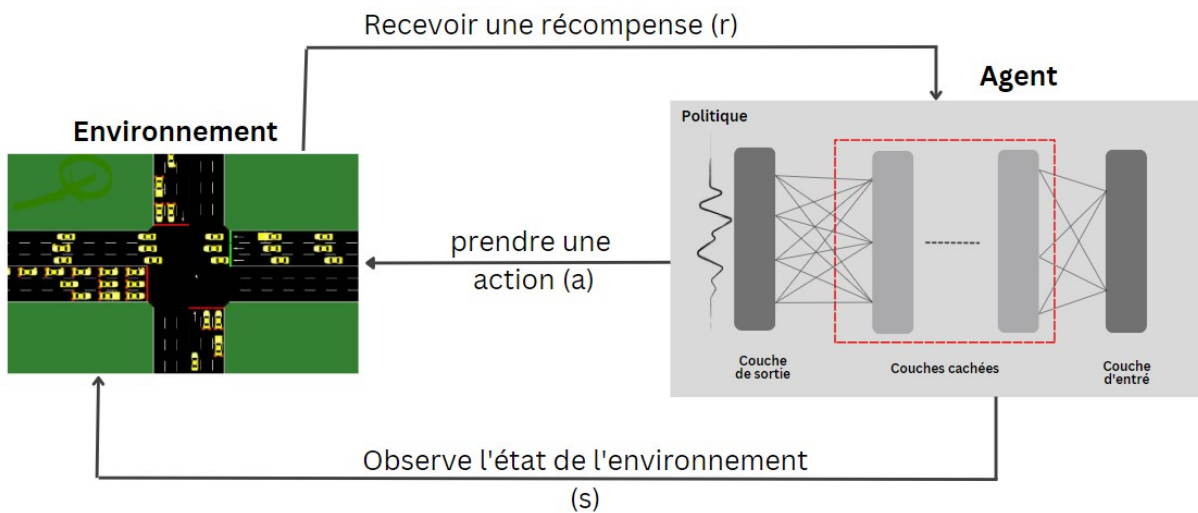


FIGURE 3.2 – Diagramme du processus de Deep Q-Learning

L'Apprentissage par Renforcement, particulièrement l'algorithme DQN, est connu pour être sensible au choix de ses hyperparamètres (Dans l'apprentissage automatique, un hyperparamètre est un paramètre dont la valeur est utilisée pour contrôler le processus d'apprentissage.). Ce choix affecte la qualité de l'apprentissage et la performance du modèle. Nous avons donc soigneusement sélectionné les hyperparamètres qui convenaient le mieux aux objectifs du modèle proposé. Dans la section suivante, nous présentons ces choix avec leur justification.

### 3.2.2 Caractéristiques Techniques

Nous donnons ici les détails des caractéristiques des modèles 'MARL' formulées précédemment (Section 3.11 Apprentissage Par Renforcement Multi-Agents) :

## L'environnement :

Dans cette étude, nous nous concentrons sur le cas le plus simple d'un réseau à grande échelle, qui consiste en deux intersections jointes à quatre voies. En effet, ce réseau est suffisamment complexe pour capturer les caractéristiques de l'environnement dynamiques et les défis des réseaux à grande échelle et permet aussi l'application et l'évaluation de notre modèle sans nécessiter de ressources computationnelles excessives.

Les deux intersections étant similaires, nous allons donc fournir une description détaillée de l'architecture d'une seule intersection. Cette dernière est largement utilisée dans la littérature pour former et tester les systèmes intelligents de contrôle des feux de circulation, car elle donne un scénario assez complexe (flux de circulation multiples, directions différentes). Il y a quatre routes dans l'intersection. Chaque route étant divisée en deux voies où une "voie" est représentée par quatre tronçons. Chaque tronçon définit les directions possibles qu'un véhicule peut suivre tel que :

- Le tronçon le plus à droite permet aux véhicules de tourner à droite ou d'aller tout droit.
- Les deux tronçons centraux obligent le conducteur à aller tout droit.
- Le tronçon le plus à gauche permet uniquement aux véhicules de tourner à gauche.

Dans cet environnement, les piétons, les trottoirs et les passages pour piétons ne sont pas inclus et ne constituent pas l'objectif de notre travail [Figure 3.3].

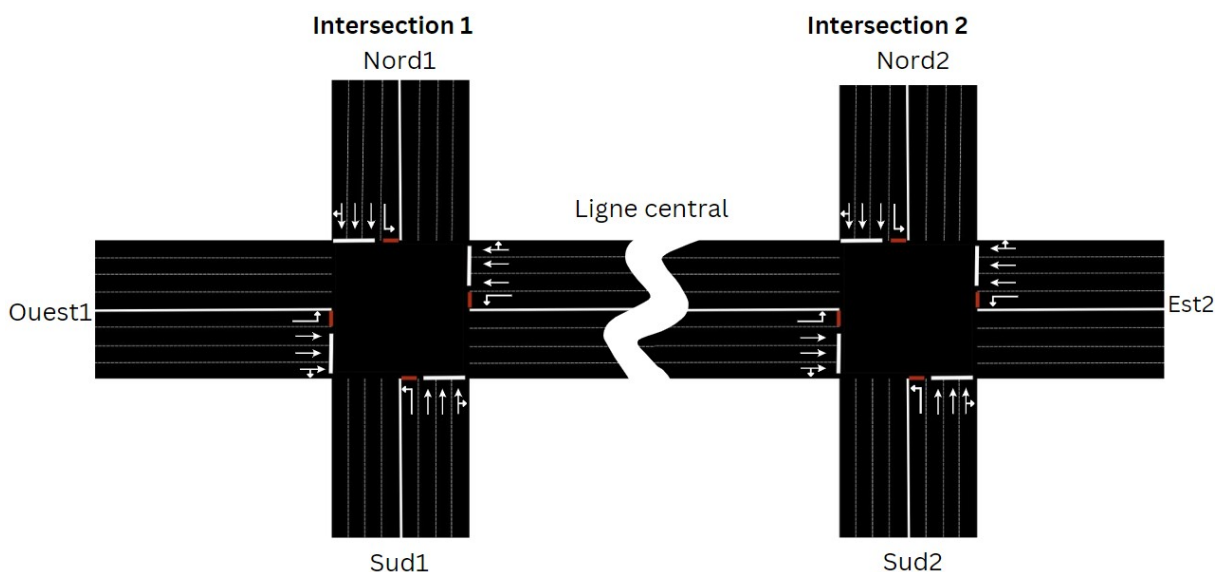


FIGURE 3.3 – Architecture de l'environnement proposée

Cette architecture est modélisée en utilisant une plateforme de simulation SUMO avec

laquelle on spécifiera les caractéristiques techniques de notre réseau routier (présentée dans la section implémentation).

### Agents :

Dans notre modèle proposé, l'agent représente le contrôleur du système de feux de signalisation. Ce dernier se localise au centre de chaque intersection et commande toutes les voies (Figure 3.4). Chaque feu de circulation dans l'environnement fonctionne selon la réglementation et ses états possibles sont les mêmes que dans le cas réel du trafic routier : Vert, Rouge et Jaune (ou Orange).

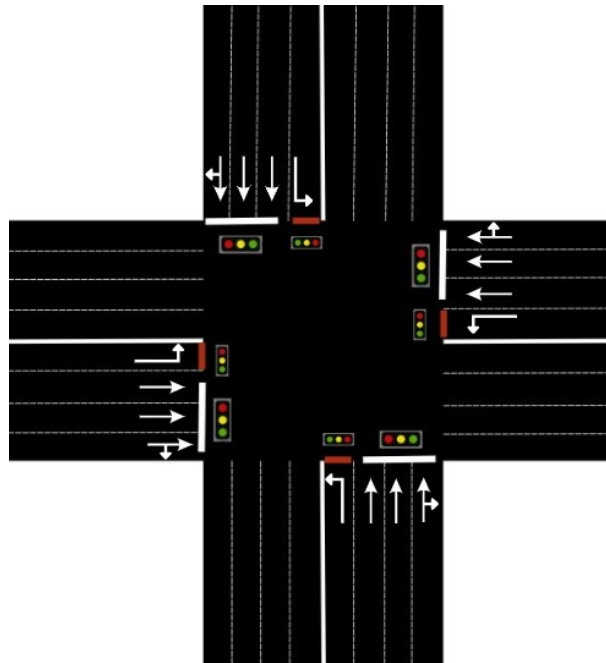


FIGURE 3.4 – Répartition des systèmes de feux de circulation dans l'intersection

### Actions

Pour l'agent contrôleur de feux de circulation, les actions effectuées consisteront à déterminer les phases vertes à allumer. L'ensemble des phases possibles est le suivant (Figure 3.5) :

- Nord-Sud (NS) : la phase verte est active pour les véhicules qui se trouvent dans les tronçons Nord et Sud et qui veulent continuer tout droit ou tourner à droite.
- Nord-Sud Gauche (NSG) : la phase verte est active pour les véhicules qui se trouvent dans les tronçons Nord et Sud et qui veulent tourner à gauche.

- Est-Ouest (EW) : la phase verte est active pour les véhicules qui se trouvent dans le tronçon Est et Ouest et qui veulent continuer tout droit ou tourner à droite.
- Est-Ouest à gauche (EWG) : la phase verte est active pour les véhicules qui se trouvent dans le tronçon Est et Ouest et qui veulent tourner à gauche.

Nous pouvons donc définir l'ensemble  $A$  des actions que chaque agent peut entreprendre comme suit :

$$A = NS, NSG, EW, EWG \quad (3.1)$$

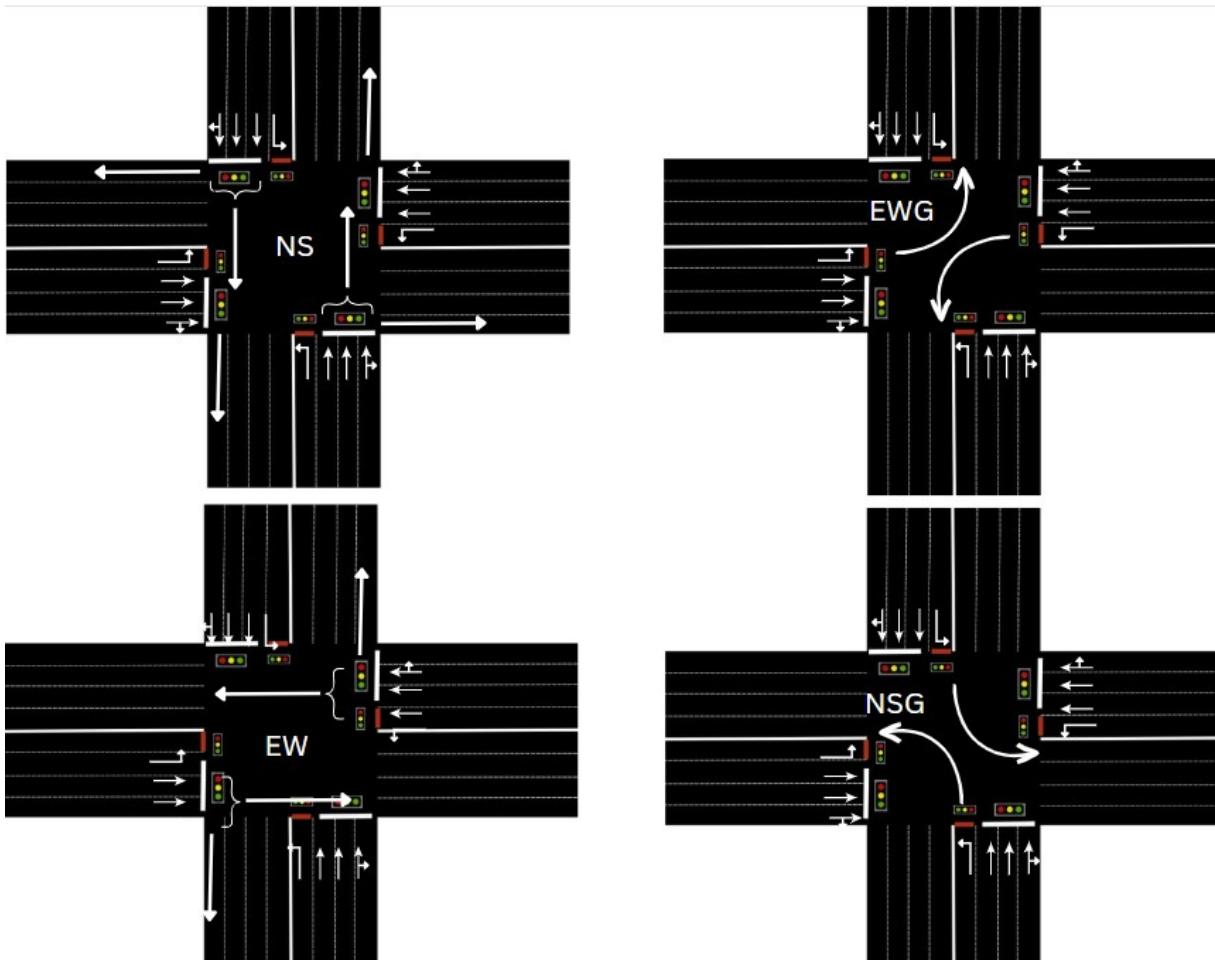


FIGURE 3.5 – Phases possibles

## Etats

Le choix de la représentation de l'état joue un rôle essentiel pour permettre au modèle de prendre des décisions éclairées. Dans cette étude, nous avons sélectionné les caractéristiques suivantes pour notre étude :

1. Nombre de véhicules ou volume global de véhicules présents.



2. Nombre de véhicules d'urgence qui permet au modèle proposé de donner la priorité à leur déplacement.
3. Temps d'attente des véhicules (Normal et prioritaires), qui reflète les niveaux de congestion.
4. Longueur de la file d'attente des véhicules pour prévoir et optimiser la synchronisation des feux de circulation.
5. Vitesse moyenne qui donne une indication de la fluidité globale du trafic.

Comme mentionné précédemment, afin de collecter ces caractéristiques, notre modèle s'appuie sur des indicateurs stratégiquement intégrés dans l'infrastructure de l'environnement. Dans ce travail, nous avons simulé ces intégrations en proposant une division virtuelle de chaque voie entrante en cellules en utilisant la plateforme SUMO. La discrétisation virtuelle de l'environnement en cellules a été inspirée par l'étude en [122] et permet de capturer efficacement la distribution spatiale des véhicules et leur proximité par rapport au feu de signalisation.

## **Architecture de réseau de neurones**

Le réseau de neurones, qui est responsable de l'entraînement et de la prédiction des actions optimales de l'agent, est un élément essentiel. Le choix et l'architecture de ce réseau est crucial et doit être soigneusement étudié.

Dans ce travail, nous avons opté pour un réseau de neurones entièrement connectés de type Multiple Layer Perceptron (MLP), dont chaque neurone d'une couche est connectée à tous les neurones de la couche suivante, garantissant que l'information de chaque neurone d'entrée est transmise à chaque neurone de la couche suivante. Ce type de réseau est simple, facile, est dense des informations. Il peut encoder une grande quantité de données et peut traiter des données de tailles et de types différents en ajustant le nombre et la configuration de ses couches et de ses neurones. Ainsi, il convient parfaitement à nos besoins.

Pour ce réseau, nous avons sélectionné :

- Une couche d'entrée de  $n$  neurones, où  $n$  correspond à la dimension du vecteur d'état et action de l'autre agent.

- Quatre couches cachées choisies empiriquement. Ils utilisent la fonction d'activation ReLU (Unité Linéaire Rectifiée) [123]. C'est une fonction courante et efficace qui permet une convergence plus rapide pendant l'apprentissage.
- Une couche de sortie avec quatre neurones correspondant aux quatre actions possibles à prédire.

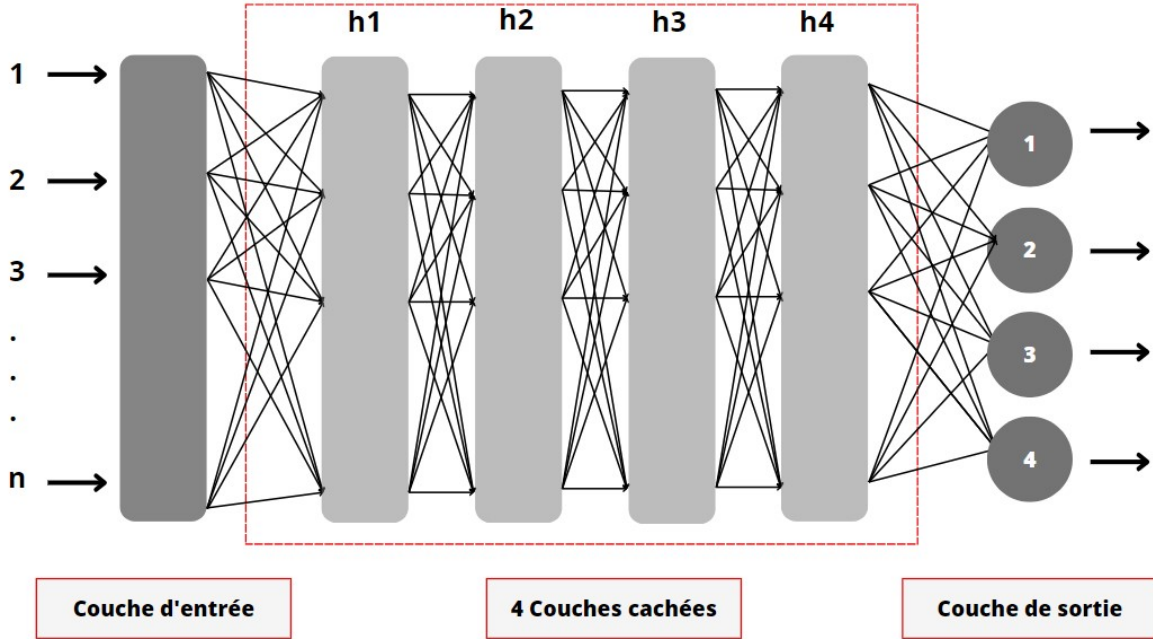


FIGURE 3.6 – Architecture proposée de réseau de neurones

### Fonction de récompense

Le but de la fonction de récompense est de fournir un retour aux agents indiquant la qualité de leurs actions et de les guider dans l'apprentissage d'une politique optimale pour le contrôle des feux de circulation. Sur la base de plusieurs fonctions de récompense qui ont été proposés dans la littérature [124], [125]. Notre fonction prend en considération les trois paramètres importants suivants :

- La longueur cumulée des files d'attente  $Queue$
- Le temps d'attente cumulé des voitures  $twt$
- Le temps d'attente cumulé des voitures d'urgence  $twtVP$

La fonction de récompense est calculée comme suit :

$$r_t = w1.(twt_{t-1} - twt_t) + w2.(twtVP_{t-1} - twtVP_t) + w3.(Queue_{t-1} - Queue_t) \quad (3.2)$$

avec  $w1$ ,  $w2$  et  $w3$  sont des poids qui permettent d'ajuster l'importance de chaque para-

mètre. Ils sont initialisés par le concepteur. Toutefois, plusieurs fonctions mathématiques peuvent les déterminer (Fonctions Sigmoid, Softmax,..).

Additionnellement, et afin d'accorder une plus grande priorité aux voies dans lesquelles se trouvent les voitures d'urgence et les files d'attente les plus longues, nous proposons d'ajouter des pénalités à la récompense de chaque agent de la manière suivante :

- Chaque fois qu'une voiture d'urgence doit attendre plus de  $x$  (unités de temps), nous ajoutons une pénalité de  $-y$  à la fonction de récompense de l'agent concerné.
- Chaque fois qu'une file d'attente dépasse  $z$  voitures, nous ajoutons une pénalité de  $-t$  à la récompense de l'agent concerné.

Il est à noter que  $x$ ,  $y$ ,  $z$  et  $t$  doivent être soigneusement initialisés pour obtenir le comportement souhaité sans entraver les progrès d'apprentissage de l'agent.

**Récompense mutuelle** Pour adapter le comportement des agents à l'évolution des conditions de circulation et encourager les agents à coopérer et à coordonner leurs actions, une récompense mutuelle a été ajoutée pour chaque agent. Cette récompense est calculée en ajoutant la récompense de l'autre agent avec un facteur de réduction. Ainsi, les fonctions de récompense mutuelle des agents seront définies par les équations suivantes :

$$r_t^{a_i} = r_t^{a_i} + c.r_t^{a_j} \quad (3.3)$$

Avec  $r_t^{a_i}$  est la récompense obtenue par l'agent  $a_i$  à l'instant  $t$  et  $c$  est un facteur de réduction fixé empiriquement.

## Politique

Dans notre étude, nous avons adopté la politique  $\epsilon - greedy$  [99], [126], [127], qui choisit une action aléatoire avec une probabilité d' $\epsilon$  et choisit la meilleure action avec une probabilité de  $1 - \epsilon$ . Cette politique permet une bonne (exploration / exploitation) des solutions obtenues [99].

## Mémoire de relecture

Afin d'améliorer l'efficacité et la stabilité du processus d'apprentissage, le DQL utilise une mémoire "Relecture d'expérience - (Replay Memory)" [121], est utilisée. Elle consiste à stocker les expériences rencontrées par les agents au cours de leurs interactions avec l'environnement dans une mémoire tampon de relecture. Ces expériences consistent en des tuples contenant l'état observé  $s_t$ , l'action choisie  $a_t$ , la récompense reçue  $r_{t+1}$  et l'état suivant qui en résulte  $s_{t+1}$ . La mémoire de relecture est très importante pour le Deep Q-Learning, car elle permet à l'agent de stocker et de réutiliser les expériences passées et de rompre la corrélation séquentielle.

$$m = (s_t, a_t, s_{t+1}, r_{t+1}) \quad (3.4)$$

TERME	DESCRIPTION
Étape	Une étape est une interaction unique entre l'agent et l'environnement, au cours de laquelle l'agent observe l'état actuel, choisit une action, reçoit une récompense et passe à un nouvel état
Episode	Un épisode est une séquence d'étapes qui se termine lorsque l'agent atteint un état terminal ou un nombre maximal d'étapes.
Époque d'apprentissage	Une époque est un passage complet à travers un nombre fixe d'épisodes.
Taux d'apprentissage	Un taux d'apprentissage est un hyperparamètre qui contrôle le degré de mise à jour des paramètres du modèle après chaque étape ou lot d'étapes.

TABLE 3.1 – Principaux termes utilisés dans la phase d'apprentissage

## 3.3 Implémentation

Dans cette section, nous allons aborder l'application pratique de notre modèle proposé et explorer les résultats obtenus. Toutefois, avant d'exposer les détails de la mise en œuvre, il est important de donner un aperçu du matériel et des logiciels utilisés, ainsi que des différentes conditions du processus de simulation.

### 3.3.1 Description du matériel utilisé

Nous avons utilisé pour la réalisation du modèle le matériel suivant :

**Système d'exploitation** : Windows 11 Home

**Processeur** : 11ème génération Intel(R) Core (TM) i7-1165G7 @ 2.80 GHz 1.69 GHz

**Mémoire** : 8 Go de RAM DDR4

**Stockage** : SSD PCIe NVMe de 512 Go

### 3.3.2 Description des outils logiciels utilisés

Le tableau ci-dessous donne un aperçu complet des logiciels, des bibliothèques et du langage de programmation utilisés pour la mise en œuvre du modèle. Chaque composant est mentionné, décrit et accompagné d'une explication de son rôle spécifique dans le processus de mise en œuvre.

NOM	VERSION	OBJECTIF	DESCRIPTION
<b>LANGUE DE PROGRAMMATION</b>			
<b>PYTHON</b>	<b>3.9.13</b>	Langage de programmation principal utilisé pour le modèle	Python est un langage de programmation de haut niveau utilisé pour une large gamme d'applications, notamment l'apprentissage automatique. Il est connu pour sa simplicité, sa lisibilité et sa facilité d'utilisation.
<b>LOGICIELS</b>			
<b>SUMO</b>	<b>1.14.1</b>	Logiciel de simulation de trafic utilisé pour la visualisation de l'implémentation de modèle en temps réel	Simulation of Urban MObility (SUMO) est un logiciel de simulation de trafic open-source qui permet de modéliser des scénarios complexes de trafic urbain, tels que les différents volumes de trafic, configurations routières et horaires de signalisation. Il est également capable de modéliser des intersections avec une grande précision, en tenant compte d'un large éventail de facteurs tels que les types de véhicules, les vitesses et les mouvements de rotation. Il fournit des données et une visualisation du trafic en temps réel.
<b>VISUAL STUDIO</b>	<b>1.77.3</b>	L'écriture de code	Visual Studio est un IDE populaire développé par Microsoft qui fournit un ensemble d'outils et de fonctionnalités riches pour la création d'applications logicielles. Il prend en charge plusieurs langages de programmation, dont Python, et fournit des fonctionnalités telles que l'édition de code, le débogage et les tests.
<b>BIBLIOTHÈQUES</b>			
<b>TRACI</b>	<b>1.4.0</b>	L'interaction avec SUMO, la génération et la modification de scénarios de trafic	TraCI (Traffic Control Interface) est une bibliothèque Python qui fournit une interface de haut niveau pour contrôler et interagir avec les simulations SUMO. Il permet aux utilisateurs d'extraire des données en temps réel de la simulation, de contrôler les feux de circulation et le comportement des véhicules, et de mettre en œuvre des algorithmes personnalisés pour le contrôle et l'optimisation du trafic.
<b>TENSORFLOW</b>	<b>2.3.0</b>	La construction et la formation de notre réseau neuronal profond	TensorFlow est une bibliothèque d'apprentissage automatique open source populaire développée par Google qui fournit une plate-forme pour créer et déployer des modèles d'apprentissage automatique. Il prend en charge divers algorithmes d'apprentissage automatique et fournit des outils et des API pour la préparation des données, la création de modèles, la formation et le déploiement.
<b>NUMPY</b>	<b>1.20.3</b>	Le calcul de l'état d'observation initial pour chaque intersection.	NumPy est une bibliothèque Python pour le calcul scientifique qui prend en charge les grandes matrices multidimensionnelles, ainsi qu'une collection de fonctions mathématiques pour manipuler ces matrices. Il est largement utilisé dans l'apprentissage automatique.
<b>FRAMEWORK WEB</b>			
<b>FLASK</b>	<b>1.1.2</b>	gérer la communication entre le modèle de deep learning et la simulation de trafic SUMO.	Flask est un framework Web Python léger utilisé pour créer des API et des applications Web. Il fournit des outils et des API pour acheminer les demandes, gérer les réponses et gérer l'état des applications. Il est largement utilisé dans le développement Web et le déploiement de modèles d'apprentissage automatique.

TABLE 3.2 – Logiciels, bibliothèques et langage de programmation utilisés pour la mise en œuvre du modèle

### 3.3.3 Simulation

Dans ce travail, nous avons utilisé la plateforme SUMO (Simulation of Urban Mobility) pour modéliser l'environnement de la simulation et collecter des données sur le trafic en temps réel. SUMO est un outil puissant et flexible qui me permet de créer des scénarios réalistes et complexes de trafic urbain.

Ainsi, nous avons utilisé SUMO pour concevoir le réseau routier et dessiner la disposition

architecturale de notre environnement proposé (mentionné dans la partie conception) qui consiste en deux intersections avec quatre routes chacune. Chaque route s'étendant sur 750m de long (la longueur moyenne des routes dans les villes). Pour chaque route, nous avons incorporé des voies d'entrée et de sortie, ce qui donne un total de deux voies par route. Pour diviser davantage les voies, nous les avons segmentées en quatre parties avec des identifiants allant de 0 à 3. Cette segmentation des voies avec des ID nous permet d'attribuer des droits de passage spécifiques à différents véhicules et contrôler le flux de circulation en évitant les conflits et les collisions aux intersections. En outre, nous avons soigneusement élaboré les connexions entre les deux intersections jointes, en veillant à ce que la voie centrale mesure 750 m de long.

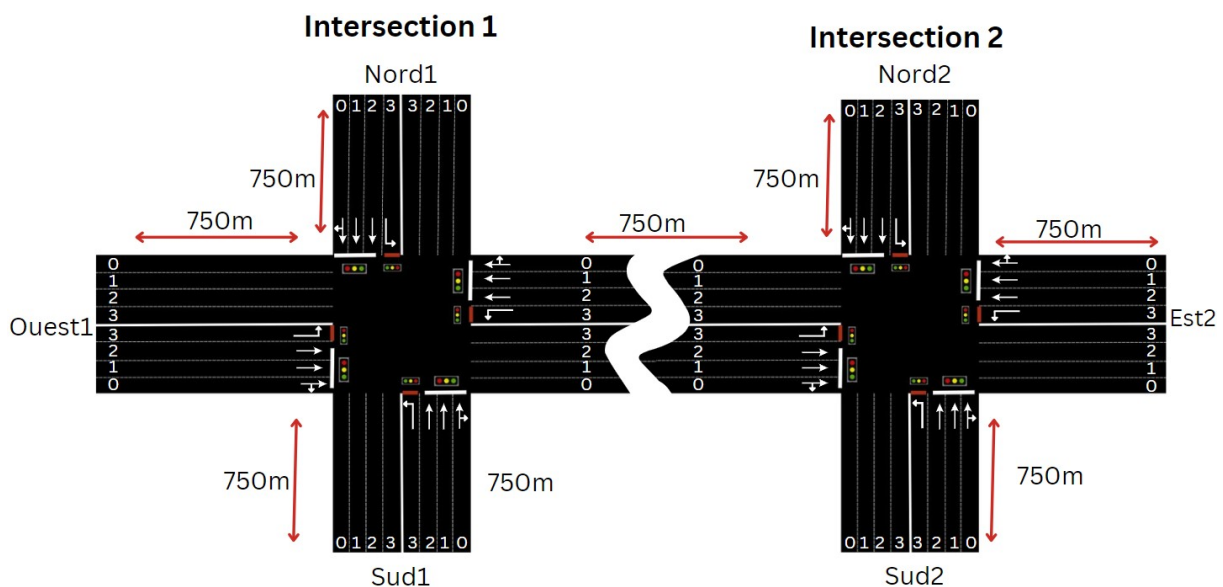


FIGURE 3.7 – Architecture de réseau routier sous sumo.

De plus, nous avons spécifié la génération de différents types de voitures hétérogènes au sein de ce réseau, assurant ainsi une représentation réaliste.

Type	Longueur (m)	Vitesse maximale (m/s <sup>2</sup> )	Accélération (m/s <sup>2</sup> )	Décélération (m/s <sup>2</sup> )
Standard	4	200	2.6	4.5
Standard/wagon	4.5	200	2.6	4.5
Standard/van	4	200	2.6	4.5
camion	10	130	1.3	4.5
Ambulance	5	200	2.6	4.5
Police	4.5	200	2.6	4.5
Pompier	5	200	2.6	4.5

TABLE 3.3 – Type de voitures générées dans un flux hétérogène

Les véhicules ont des caractéristiques différentes, telles que la taille, la vitesse et l'accélération. Par exemple, les véhicules lourds sont plus grands et plus lents que les véhicules standard, tandis que les véhicules prioritaires ont une vitesse plus grande. La distribution des véhicules est conforme à la fonction de Weibull [128], car elle permet une représentation réaliste des schémas d'arrivée des véhicules.

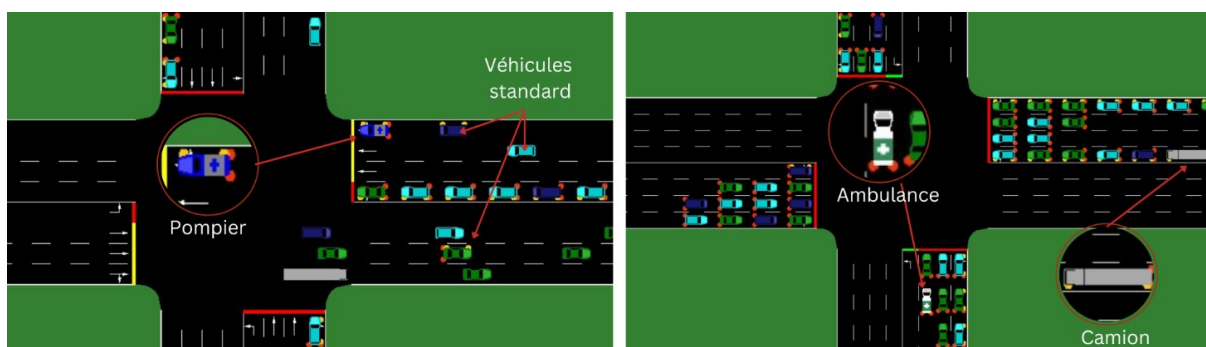


FIGURE 3.8 – Hétérogénéité des véhicules dans le flux de trafic.

Les véhicules lourds, par nature, ont tendance à être plus lents, ce qui a un impact sur la fluidité globale du trafic. De même, les véhicules prioritaires, tels que les véhicules d'urgence, de pompiers et de police, modifient de manière imprévisible le schéma de circulation afin d'assurer leur intervention en temps voulu.

### Scénarios de trafic

Pour mettre notre modèle à l'épreuve, nous avons généré quatre scénarios de trafic distincts qui variaient entre des volumes de trafic élevés et faibles. Ces scénarios ont été conçus en tenant compte des schémas de circulation directionnelle et de la priorité plus



élevée de la route centrale (de l'Ouest à l'Est), qui sert de voie principale dans l'intersection.

La route centrale est un point de congestion potentiel, car elle constitue la principale connexion entre les deux intersections de notre réseau. Pour tester le modèle proposé, nous proposons les scénarios de trafic suivants :

**Scénario Trafic élevé :** 2000 voitures sont générées. La voiture a une probabilité de 75 % d'aller tout droit et de 25 % de tourner à gauche ou à droite.

**Scénario Trafic faible :** 600 voitures sont générées. La voiture a une probabilité de 75% d'aller tout droit et de 25 % de tourner à gauche ou à droite.

**Scénario trafic-NS :** 1000 voitures générées avec 90% du trafic provenant des branchements Nord et Sud. Les 10% restants partent des jonctions Est et Ouest.

**Scénario trafic-EW :** 1000 voitures générées avec 90% du trafic provenant des branchements Est et Ouest.

### Déroulement de l'exécution

L'exécution d'entraînement et de test du modèle s'effectue à l'aide d'un terminal. Une simulation est lancée pendant le test. Les paramètres d'initialisation sont définis dans le tableau ci-dessous.

Paramètre	Valeur
Nombre des épisodes	20
Nombre des étapes par épisode	5400
Nombre des époques d'apprentissage	800
Taux d'apprentissage	0.01

TABLE 3.4 – Paramètres d'initialisation..



```
Anaconda Prompt (anaconda: x + v
----- Episode 1 de 1
Lançer le processus
Simulation...
Enregistrer les états d'épisode...
Récompense total: -262007.0430696336 - Epsilon: 1.0
Simulation...
Enregistrer les états d'épisode...
Récompense total: -153063.83035611414 - Epsilon: 1.0
Simulation...
Enregistrer les états d'épisode...
Récompense total: -184470.55584482267 - Epsilon: 1.0
Simulation...
Enregistrer les états d'épisode...
Récompense total: -164432.09887193906 - Epsilon: 1.0
Temps de simulation : 361.5
Entraînement...
Relecture par le premier agent
Relecture par le deuxième agent
Temps d'entraînement: 472.1

Temps totale de simulation: 833.6
Enregistrement de pertes...

----- Temps de départ: 2023-06-15 04:04:30.929644
----- Temps d'arrêt: 2023-06-15 04:18:32.891003
----- Session info saved at: C:\Users\DELL\OneDrive\Desktop\standar_
cars_only\Deep-QLearning-Multi-Agent-Perspective-for-Traffic-Signal-
Control-master\emergency_cars\models\model_24\
Saved into time.txt
```

FIGURE 3.12 – Fin d'entraînement.

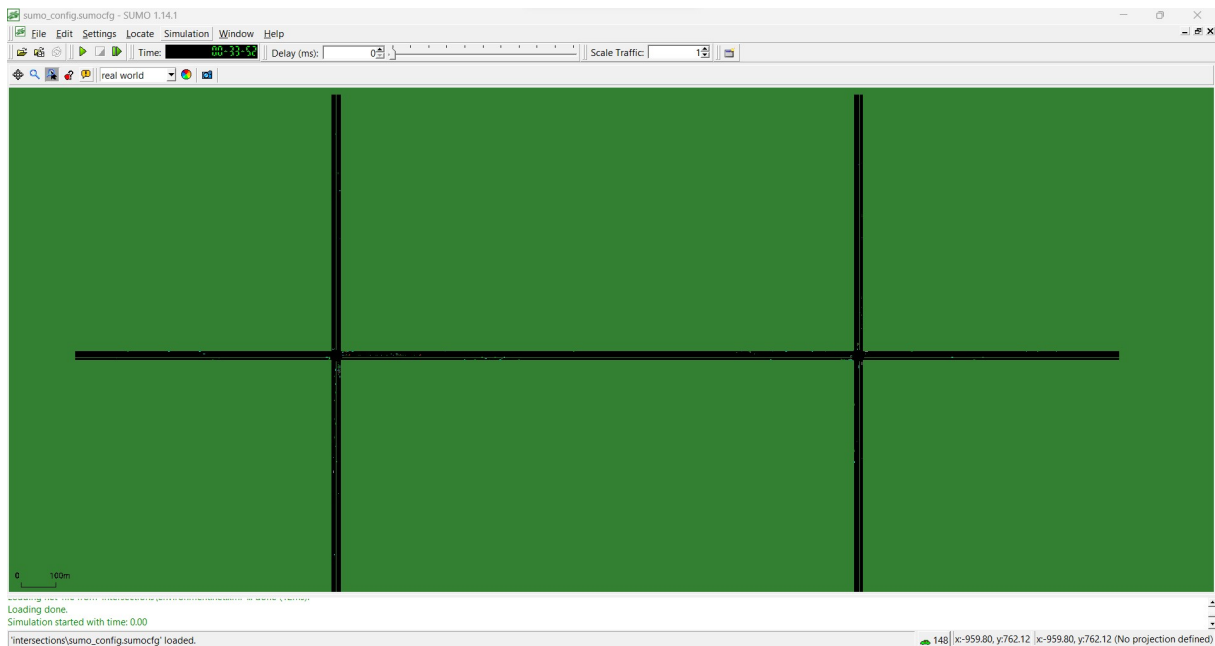


FIGURE 3.13 – Présentation du réseau routier sur SUMO.

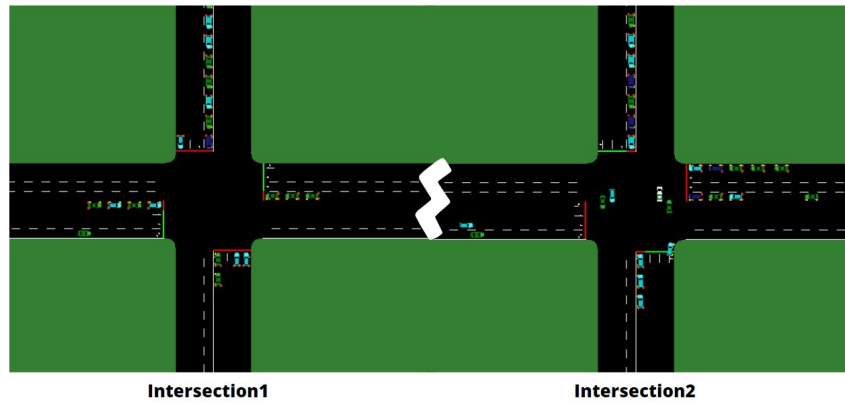


FIGURE 3.14 – Visualisation du flux de trafic aux deux intersections.

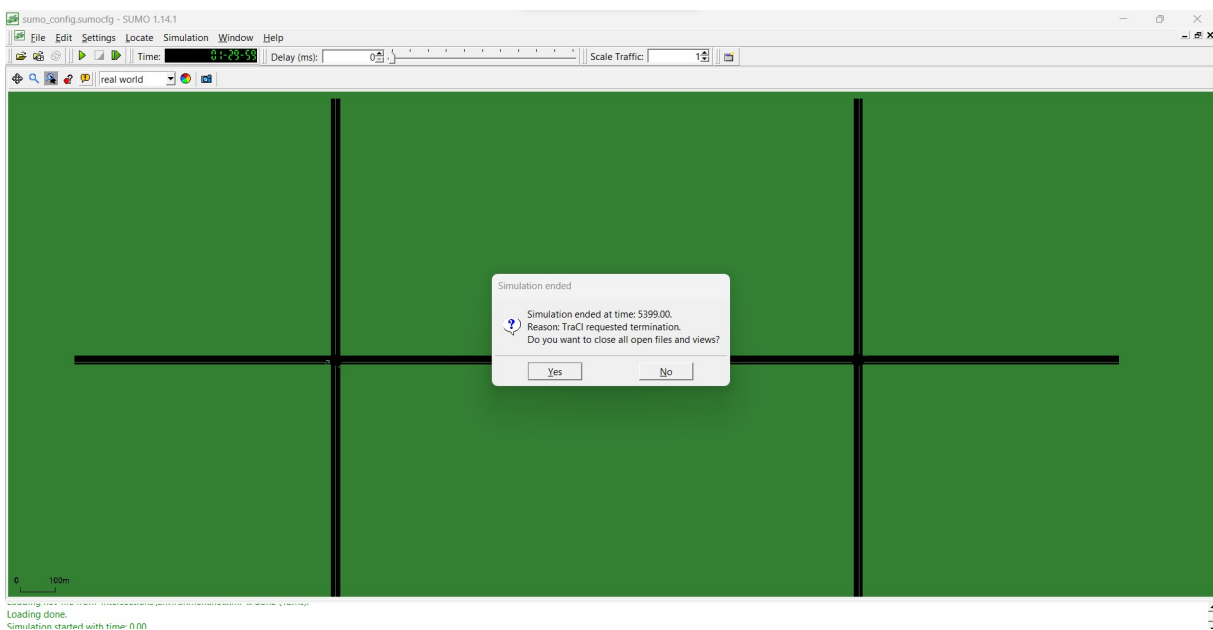


FIGURE 3.15 – Fin de la simulation.

Les résultats des performances du modèle proposé sont présentés sous forme de graphiques basés sur deux métriques que nous cherchons dans ce travail à minimiser par le système proposé. Ces métriques sont : Le retard cumulé et le la longueur de fil d'attente des véhicules. Les résultats seront présentés et discutés dans la section suivante.

## Discussion des résultats

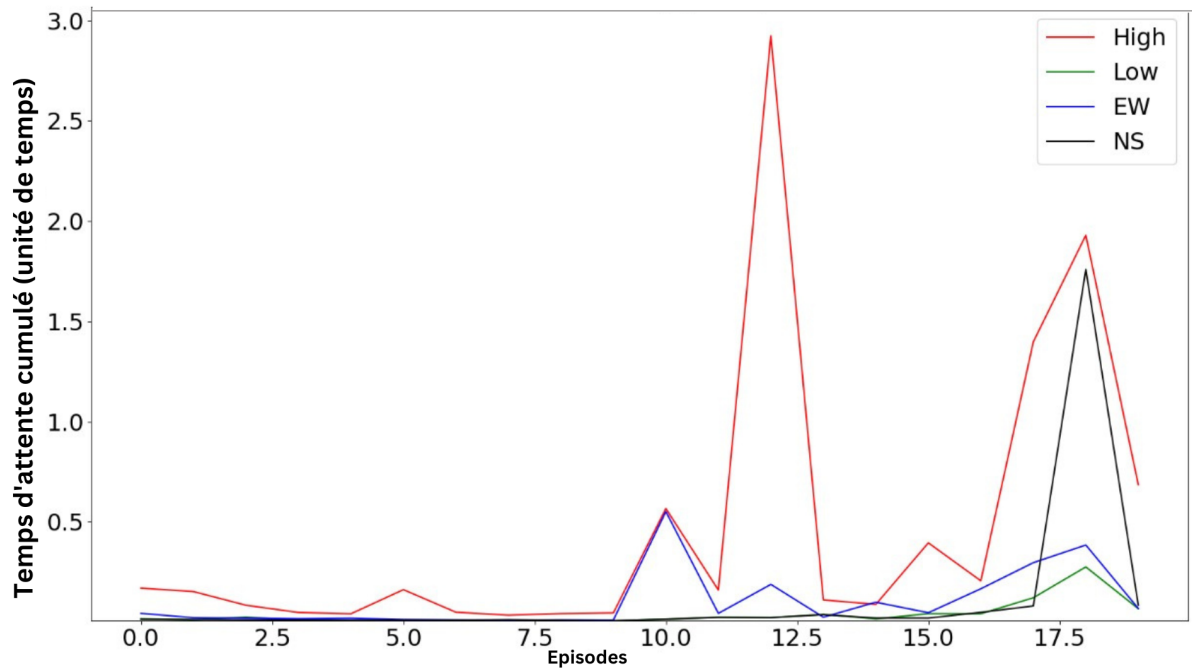


FIGURE 3.16 – Retard cumulé.

**La phase d’entraînement :** Le graphique de la figure 3.16 illustre le retard cumulé des voitures au fil des épisodes. Il comporte quatre courbes représentant les 4 scénarios de trafic :

- Courbe rouge : Scénario trafic élevé
- Courbe vert : Scénario trafic faible
- Courbe noire : Scénario trafic-NS
- Courbe Bleu : Scénario trafic-EW

On observe une augmentation initiale du retard cumulé au fur et à mesure que les épisodes progressent, jusqu’à atteindre sa valeur maximale pour chaque scénario.

Ensuite, une diminution du retard cumulé au fil des épisodes. Il se stabilise presque à des valeurs inférieures pour chaque scénario. Ces valeurs de retard réduites indiquent que le modèle proposé réussit à adapter ses stratégies, à optimiser le flux de trafic et à gérer efficacement la congestion, même en cas de volumes de trafic élevés.

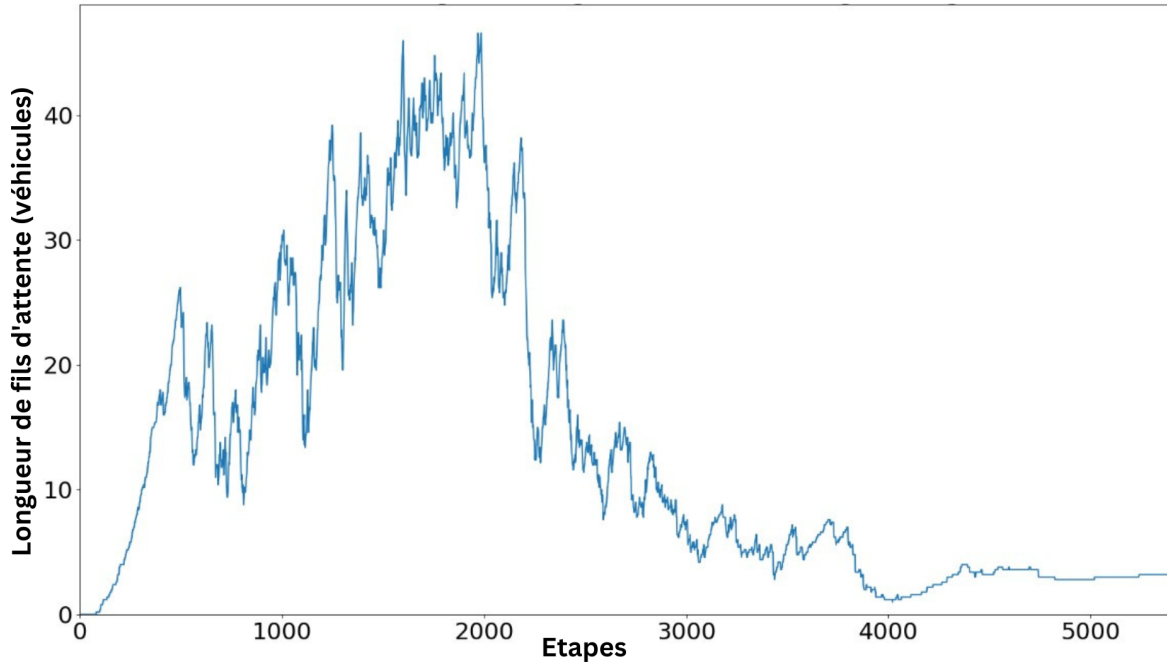


FIGURE 3.17 – Longueur de file d’attente des véhicules avec scénario de trafic élevé.

**La phase de test :** Le graphique de la figure 3.17 illustre la longueur moyenne de file d’attente des voitures au fil des étapes.

Le graphique montre qu’à mesure que le volume de trafic augmente, la longueur de la file d’attente accroît en raison du nombre plus élevé de véhicules présents.

Ensuite, le graphique montre une diminution rapide de la longueur moyenne de la file d’attente, qui se stabilise à un nombre minimum de véhicules (moins de 10 Véhicules).

La diminution significative de la longueur de la file d’attente observée confirme l’efficacité de notre modèle pour la réduction de la congestion. Cette réduction remarquable démontre que notre modèle a effectivement appris à optimiser le flux de trafic, ce qui a permis de réduire les files d’attente et d’améliorer les conditions de circulation.

Nous pouvons donc conclure que le modèle proposé a réussi à surmonter les difficultés présentées par l’environnement. Son entraînement dans ce modèle complexe et changeant dynamiquement, ainsi que dans un environnement de trafic hétérogène, lui a permis d’obtenir de bons résultats dans diverses conditions de trafic.

## 3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une synthèse détaillée du modèle que nous proposons, y compris sa conception, sa mise en œuvre et son évaluation. Grâce à l'examen détaillé des résultats obtenus, nous avons conclu que notre système présente une capacité remarquable à s'adapter à des conditions complexes en temps réel et à réduire efficacement la congestion.

# Conclusion

En conclusion, la congestion reste un problème important dans notre monde moderne, ce qui a incité de nombreuses recherches à s’y attaquer par le biais de diverses approches. Dans notre recherche, notre objectif était de proposer une solution innovante qui dépasse les limites des études existantes et atténue efficacement ce problème omniprésent, en améliorant finalement la fluidité du trafic.

Nous avons commencé par donner un aperçu des systèmes de circulation intelligents, en soulignant le rôle crucial du contrôle des feux de circulation en tant que service essentiel au sein des infrastructures de transport intelligentes (STI).

Nous avons exploré les travaux existants dans le domaine du contrôle des feux de circulation, ainsi que les recherches et les études qui s’y rapportent. Ensuite, nous avons présenté notre nouvelle solution adaptative pour le contrôle des feux de circulation, en remédiant aux lacunes des approches précédentes. Notre modèle s’appuie sur deux approches prometteuses : L’Apprentissage par Renforcement Multi-Agents (MARL) et le Deep Q-Learning (DQL).

Nous avons présenté, ensuite, une conceptualisation complète de notre modèle, suivie d’une expérimentation rigoureuse. Pour mettre à l’épreuve ses capacités, nous avons entraîné le modèle dans un environnement très complexe comprenant un réseau à large échelle, un flux de trafic hétérogène comprenant des véhicules lourds et des services d’urgence, ainsi que des volumes de trafic élevés. Il est encourageant de constater que notre solution a donné des résultats exceptionnels et qu’elle a permis d’atteindre notre objectif de réduction des embouteillages et d’optimisation des délais de circulation.

Pour l’avenir, il existe des perspectives prometteuses pour la poursuite des recherches. Les futurs efforts pourraient introduire une complexité supplémentaire dans le modèle en l’étendant à de multiples intersections et en explorant



- L'étude de l'initialisation des différents paramètres d'apprentissage.
- L'application d'autres algorithmes d'apprentissage (Double deep Q-Learning ..).
- L'application d'autres technologies (V2V, V2X ..).

En progressant et en affinant continuellement notre compréhension de l'optimisation des flux de trafic, nous pouvons nous efforcer de mettre en place des systèmes de transport plus intelligents et plus efficaces au bénéfice de la société.

# Bibliographie

- [1] Yasin Yilmaz, Suleyman Uludag, Esmâ Dilek, and Yunus Ayozen. A preliminary work on predicting travel times and optimal routes using istanbul's real traffic data. 12 2016.
- [2] url. Intelligent transport systems, 10 2021. Accès : 2023-01-22.
- [3] Liangliang Lou, Jinyi Zhang, Yong Xiong, and Yanliang Jin. A novel vehicle detection method based on the fusion of radio received signal strength and geomagnetism. *Sensors*, 19(1), 2019.
- [4] Lucian Busoniu, Robert Babuska, and Bart De Schutter. A comprehensive survey of multiagent reinforcement learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 38(2) :156–172, 2008.
- [5] Susan A. Shaheen and Rachel Finson. Intelligent transportation systems. In Cutler J. Cleveland, editor, *Encyclopedia of Energy*, pages 487–496. Elsevier, New York, 2004. Accès : 2022-10-18.
- [6] Lino Figueiredo, Isabel Jesus, JA Tenreiro Machado, Jose Rui Ferreira, and JL Martins De Carvalho. Towards the development of intelligent transportation systems. *ITSC 2001. 2001 IEEE intelligent transportation systems. Proceedings (Cat. No. 01TH8585)*, pages 1206–1211, 2001.
- [7] U.S. Department of Transportation. History of intelligent transportation systems, May 2016. Accès : 2023-05-01.
- [8] OneTubeRadio. Electronic route guidance system (ergs), 1971, September 2021. Accès : 2022-12-11.
- [9] Robert L French and Guy M Lang. Automatic route control system. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 22(2) :36–41, 1973.

- [10] Shinzo Totani. Development and current status of cacs (comprehensive automobile traffic control system). In *30th IEEE vehicular technology conference*, volume 30, pages 336–341. IEEE, 1980.
- [11] Münchner Kreis (0 89) 22 32 38 and W Kumm. Informations-und navigationssysteme für autofahrer. In *Mobilkommunikation/Mobile Communications : Telekommunikation, Information und Navigation für den Autofahrer/Telecommunication, Information and Navigation for the Car Driver*, pages 280–290. Springer, 1989.
- [12] A Skabardonis, R Singh, and EA Deakin. The fuel-efficient traffic signal management program : Evaluation of the fourth and fifth funding cycles. Technical report, 1988.
- [13] James C Barbaresso and John L Grubba. Overview of the fast-trac ivhs program. In *Surface Transportation : Mobility, Technology, and Society. Proceedings of the IVHS AMERICA 1993 Annual Meeting*, 1993.
- [14] James H Rillings and James W Lewis. Travtek. In *Vehicle Navigation and Information Systems Conference, 1991*, volume 2, pages 729–737. IEEE, 1991.
- [15] F Mammano and R Sumner. Pathfinder system design. In *Conference Record of papers presented at the First Vehicle Navigation and Information Systems Conference (VNIS'89)*, pages 484–488. IEEE, 1989.
- [16] Steven A Smith. Inform evaluation. Technical report, 1992.
- [17] John B Kenney. Dedicated short-range communications (dsrc) standards in the united states. *Proceedings of the IEEE*, 99(7) :1162–1182, 2011.
- [18] Zhi-hong Xiao, Zong-qi Guan, and Zi-han Zheng. The research and development of the highway's electronic toll collection system. In *First International Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining (WKDD 2008)*, pages 359–362. IEEE, 2008.
- [19] Brenda Boyce. Clarus system. Technical report, 2012.
- [20] Jim Sayer. Connected vehicle safety pilot. *April, 24 :2012*, 2012.
- [21] National Intelligent Transport Systems strategy document and 2020-2023 Action Plan. Accès : 2022-11-18.
- [22] OfficeEasy. Introduction à la boucle à induction magnétique. Accès :2023-04-22.

- [23] Sadao Obana, Naoto Kadowaki, and Peter Davis. Breakthroughs in large-scale ad hoc wireless networking and application for vehicle safety. In *7th International Conference on Mobile Data Management (MDM'06)*, pages 88–88. IEEE, 2006.
- [24] Robert L Anderson. Electromagnetic loop vehicle detectors. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 19(1) :23–30, 1970.
- [25] My Car Dictionary. Video sensor / camera sensor, January 2021. Accès : 2023-03-11.
- [26] Cauligi S Raghavendra, Krishna M Sivalingam, and Taieb Znati. *Wireless sensor networks*. Springer, 2006.
- [27] David Long and Fawwaz Ulaby. *Microwave radar and radiometric remote sensing*. Artech, 2015.
- [28] Christopher J Hegarty and Eric Chatre. Evolution of the global navigation satellite system (gnss). *Proceedings of the IEEE*, 96(12) :1902–1917, 2008.
- [29] V Rajaraman. Radio frequency identification. *Resonance*, 22 :549–575, 2017.
- [30] Roy Want. Near field communication. *IEEE Pervasive Computing*, 10(3) :4–7, 2011.
- [31] Anne BRASSAC, Maya DARRIEULAT, Emmanuel HADJISTRATIS, and David ROUSSE. Les réseaux sans fil. *Travaux d'Etudes et de Recherches, MIAGe. Université Paul Sabatier, AU*, 2002, 2001.
- [32] J-PMG Linnartz. Spectrum efficiency of radio data system (rds). *IEEE Transactions on Broadcasting*, 39(3) :331–334, 1993.
- [33] Wolfgang Hoeg and Thomas Lauterbach. *Digital audio broadcasting*. Wiley Online Library, 2003.
- [34] Usman Raza, Parag Kulkarni, and Mahesh Sooriyabandara. Low power wide area networks : An overview. *iee communications surveys & tutorials*, 19(2) :855–873, 2017.
- [35] Andras Kokuti, Ahmed Hussein, Pablo Marín-Plaza, Arturo de La Escalera, and Fernando García. V2x communications architecture for off-road autonomous vehicles. In *2017 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, pages 69–74. IEEE, 2017.
- [36] UN-SPIDER Knowledge Portal. Gestion des catastrophes et des interventions d'urgence. 2021. Accès : 2023-01-11.

- [37] B Dilip, Y Alekhya, and P Divya Bharathi. Fpga implementation of an advanced traffic light controller using verilog hdl. *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET)*, 1(7) :2278–1323, 2012.
- [38] Biao Yin. *Contrôle adaptatif des feux de signalisation dans les carrefours : modélisation du système de trafic dynamique et approches de résolution*. PhD thesis, Belfort-Montbéliard, 2015.
- [39] Traffic Signal Design. Traffic signal design terminology, n.d. Accès : 2023-04-11.
- [40] Ailsa H Land and Alison G Doig. An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, page 497–520, 1960.
- [41] F Yan, M Dridi, and Abdellah El Moudni. Control of traffic lights in intersection : A new branch and bound approach. In *2008 International Conference on Service Systems and Service Management*, pages 1–6. IEEE, 2008.
- [42] Fei Yan, Mahjoub Dridi, and Abdellah El Moudni. A branch and bound algorithm for new traffic signal control system of an isolated intersection. In *2009 International Conference on Computers & Industrial Engineering*, pages 999–1004. IEEE, 2009.
- [43] Fei Yan, Mahjoub Dridi, and AE Moudni. A scheduling approach for autonomous vehicle sequencing problem at multi-intersections. *International Journal of Operations Research*, 9(1), 2011.
- [44] Fei Yan, Mahjoub Dridi, and Abdellah El-Moudni. New vehicle sequencing algorithms with vehicular infrastructure integration for an isolated intersection. *Telecommunication Systems*, 50 :325–337, 2012.
- [45] Richard Bellman. An introduction to the theory of dynamic programming. Technical report, RAND CORP SANTA MONICA CA, 1953.
- [46] Tsin Hing Heung, Tin Kin Ho, and Yu Fai Fung. Coordinated road-junction traffic control by dynamic programming. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 6(3) :341–350, 2005.
- [47] Chen Cai. An approximate dynamic programming strategy for responsive traffic signal control. In *2007 IEEE International Symposium on Approximate Dynamic Programming and Reinforcement Learning*, pages 303–310. IEEE, 2007.

- [48] Tao Li, Dongbin Zhao, and Jianqiang Yi. Adaptive dynamic programming for multi-intersections traffic signal intelligent control. In *2008 11th international IEEE conference on intelligent transportation systems*, pages 286–291. IEEE, 2008.
- [49] Raj Kishore Kamalanathsharma and Hesham A Rakha. Multi-stage dynamic programming algorithm for eco-speed control at traffic signalized intersections. In *16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013)*, pages 2094–2099. IEEE, 2013.
- [50] Jiaming Xing, Liang Chu, and Chong Guo. Optimization of energy consumption based on traffic light constraints and dynamic programming. *Electronics*, 10(18) :2295, 2021.
- [51] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3) :338–353, 1965. Accès : 2023-02-23.
- [52] Costas P Pappis and Ebrahim H Mamdani. A fuzzy logic controller for a traffic junction. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 7(10) :707–717, 1977.
- [53] Navneet Kaushal and Vithika Joshi. Fuzzy logic controller based traffic light system. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 6(12) :223–229, 2016.
- [54] Alan Vogel, Izidor Oremović, Robert Šimić, and Edouard Ivanjko. Improving traffic light control by means of fuzzy logic. In *2018 International Symposium ELMAR*, pages 51–56. IEEE, 2018.
- [55] Javed Alam and MK Pandey. An integrated traffic light control system using rfid technology and fuzzy logic. *International Journal on Emerging Technologies (Special Issue NCETST-2017)*, 8(1) :420–430, 2017.
- [56] Babangida Zachariah, Peter Ayuba, and Luhutyit Peter Damuut. Optimization of traffic light control system of an intersection using fuzzy inference system. *Science World Journal*, 12(4) :27–33, 2017.
- [57] Roxanne Hawi, George Okeyo, and Michael Kimwele. Smart traffic light control using fuzzy logic and wireless sensor network. In *2017 Computing Conference*, pages 450–460. IEEE, 2017.

- [58] Abdelkader Chabchoub, Ali Hamouda, Saleh Al-Ahmadi, and Adnen Cherif. Intelligent traffic light controller using fuzzy logic and image processing. *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl*, 12(4) :396–399, 2021.
- [59] Erwan Eko Prasetyo, Oyas Wahyunggoro, and Selo Sulisty. Design and simulation of adaptive traffic light controller using fuzzy logic control sugeno method. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 5(4) :1–6, 2015.
- [60] Ria Yuliani Kartikasari, Graha Prakarsa, and Deden Pradeka. Optimization of traffic light control using fuzzy logic sugeno method. *International Journal of Global Operations Research*, 1(2) :51–61, 2020.
- [61] Tomohiro Takagi and Michio Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, (1) :116–132, 1985.
- [62] Dentik Karyaningsih and Robby Rizky. Implementation of fuzzy mamdani method for traffic lights smart city in rangkasbitung, lebak regency, banten province (case study of the traffic light t-junction, cibadak, by pas sukarno hatta street). *Jurnal KomtekInfo*, 7(3) :176–185, 2020.
- [63] Siti Komsiyah and Evelyn Desvania. Traffic lights analysis and simulation using fuzzy inference system of mamdani on three-signalized intersections. *Procedia Computer Science*, 179 :268–280, 2021.
- [64] EH Mamdani and N Baaklini. Prescriptive method for deriving control policy in a fuzzy-logic controller. *Electronics Letters*, 25(11) :625–626, 1975.
- [65] John H Holland. Genetic algorithms. *Scientific american*, 267(1) :66–73, 1992.
- [66] Xiao-Feng Chen and Zhong-ke Shi. Real-coded genetic algorithm for signal timing optimization of a single intersection. In *Proceedings. International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, volume 3, pages 1245–1248. IEEE, 2002.
- [67] Khewal Bhupendra Kesur. Advances in genetic algorithm optimization of traffic signals. *Journal of Transportation Engineering*, 135(4) :160–173, 2009.
- [68] Henrique Dezani, Norian Marranghello, and Furio Damiani. Genetic algorithm-based traffic lights timing optimization and routes definition using petri net model of urban traffic flow. *IFAC Proceedings Volumes*, 47(3) :11326–11331, 2014.

- [69] James L Peterson. Petri nets. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 9(3) :223–252, 1977.
- [70] Younes Aibeche et al. *Développement d'un système intelligent de gestion des feux de circulation à Base des algorithmes génétiques*. PhD thesis, University of Jijel, 2020.
- [71] Marco Dorigo, Mauro Birattari, and Thomas Stutzle. Ant colony optimization. *IEEE computational intelligence magazine*, 1(4) :28–39, 2006.
- [72] David Renfrew and Xiao-Hua Yu. Traffic signal control with swarm intelligence. In *2009 Fifth International Conference on Natural Computation*, volume 3, pages 79–83. IEEE, 2009.
- [73] Rahul Putha, Luca Quadrioglio, and Emily Zechman. Comparing ant colony optimization and genetic algorithm approaches for solving traffic signal coordination under oversaturation conditions. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 27(1) :14–28, 2012.
- [74] Mouhcine Elgarej, Mansouri Khalifa, and Mohamed Youssfi. Traffic lights optimization with distributed ant colony optimization based on multi-agent system. In *Networked Systems : 4th International Conference, NETYS 2016, Marrakech, Morocco, May 18-20, 2016, Revised Selected Papers 4*, pages 266–279. Springer, 2016.
- [75] James Kennedy and Russell Eberhart. Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*, volume 4, pages 1942–1948. IEEE, 1995.
- [76] Jose Garcia-Nieto, Ana Carolina Olivera, and Enrique Alba. Optimal cycle program of traffic lights with particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 17(6) :823–839, 2013.
- [77] Mahmut Ali Gökçe, Erdinç Öner, and G Işık. Traffic signal optimization with particle swarm optimization for signalized roundabouts. *simulation*, 91(5) :456–466, 2015.
- [78] I Gede Pasek Suta Wijaya, Keiichi Uchimura, and Gou Koutaki. Traffic light signal parameters optimization using particle swarm optimization. In *2015 International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)*, pages 11–16. IEEE, 2015.



- [79] Seyit Alperen Celtek, Akif Durdu, and Muzamil Eltejani Mohammed Ali. Real-time traffic signal control with swarm optimization methods. *Measurement*, 166 :108206, 2020.
- [80] Chaimae El Hatri and Jaouad Boumhidi. Traffic management model for vehicle re-routing and traffic light control based on multi-objective particle swarm optimization. *Intelligent Decision Technologies*, 11(2) :199–208, 2017.
- [81] Peter JM Van Laarhoven, Emile HL Aarts, Peter JM van Laarhoven, and Emile HL Aarts. *Simulated annealing*. Springer, 1987.
- [82] Shahriar Afandizadeh Zargari, Nazli Dehghani, and Hamid Mirzahosseini. Optimal traffic lights control using meta heuristic algorithms in high priority congested networks. *Transportation letters*, 10(3) :172–184, 2018.
- [83] Michel Gendreau. *An introduction to tabu search*. Springer, 2003.
- [84] Maryam Alami Chentoufi and Rachid Ellaia. A hybrid particle swarm optimization and tabu search algorithm for adaptive traffic signal timing optimization. In *2018 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD)*, pages 25–30. IEEE, 2018.
- [85] Xavier Cabezas, Sergio García, and Santiago D Salas. A hybrid heuristic approach for traffic light synchronization based on the maxband. *Soft Computing Letters*, 1 :100001, 2019.
- [86] Judith E Dayhoff. *Neural network architectures : an introduction*. Van Nostrand Reinhold Co., 1990.
- [87] Michel BW De Oliveira and Areolino de Almeida Neto. Optimization of traffic lights timing based on artificial neural networks. In *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1921–1922. IEEE, 2014.
- [88] Tomohide Fukuchi, Mark Ogbodo Ikechukwu, and Abderazek Ben Abdallah. Design and optimization of a deep neural network architecture for traffic light detection. In *SHS Web of Conferences*, volume 77, page 01002. EDP Sciences, 2020.
- [89] Keiron O’Shea and Ryan Nash. An introduction to convolutional neural networks. *arXiv preprint arXiv :1511.08458*, 2015.

- [90] Dmitry Yudin and Dmitry Slavioglo. Usage of fully convolutional network with clustering for traffic light detection. In *2018 7th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [91] Tien-Wen Yeh, Ssu-Yun Lin, Huei-Yung Lin, Sheng-Wei Chan, Che-Tsung Lin, and Yan-Yu Lin. Traffic light detection using convolutional neural networks and lidar data. In *2019 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, pages 1–2. IEEE, 2019.
- [92] Changsuk Oh, Dongseok Sim, and H Jin Kim. Traffic light recognition based on one-dimensional convolutional neural network. In *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 1–6. IEEE, 2020.
- [93] Satya Prakash Sahu, Deepak Kr Dewangan, Archit Agrawal, and T Sai Priyanka. Traffic light cycle control using deep reinforcement technique. In *2021 international conference on artificial intelligence and smart systems (ICAIS)*, pages 697–702. IEEE, 2021.
- [94] Mensah Kwabena Patrick, Adebayo Felix Adekoya, Ayidzoe Abra Mighty, and Baagyire Y Edward. Capsule networks—a survey. *Journal of King Saud University-computer and information sciences*, 34(1) :1295–1310, 2022.
- [95] Haiyan Guan, Yongtao Yu, Daifeng Peng, Yufu Zang, Jianyong Lu, Aixia Li, and Jonathan Li. A convolutional capsule network for traffic-sign recognition using mobile lidar data with digital images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(6) :1067–1071, 2019.
- [96] Xiaoxu Liu and Wei Qi Yan. Traffic-light sign recognition using capsule network. *Multimedia Tools and Applications*, 80 :15161–15171, 2021.
- [97] Leslie Pack Kaelbling, Michael L Littman, and Andrew W Moore. Reinforcement learning : A survey. *Journal of artificial intelligence research*, 4 :237–285, 1996.
- [98] Baher Abdulhai, Rob Pringle, and Grigoris J Karakoulas. Reinforcement learning for true adaptive traffic signal control. *Journal of Transportation Engineering*, 129(3) :278–285, 2003.
- [99] Christopher JCH Watkins and Peter Dayan. Q-learning. *Machine learning*, 8 :279–292, 1992.

- [100] Richard S Sutton, Andrew G Barto, et al. *Introduction to reinforcement learning*, volume 135. MIT press Cambridge, 1998.
- [101] Chun-gui Li, Meng Wang, Shu-Hong Yang, and Zeng-fang Zhang. Urban traffic signal learning control using sarsa algorithm based on adaptive rbf network. In *2009 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation*, volume 3, pages 658–661. IEEE, 2009.
- [102] Akshay Kekuda, R Anirudh, and Mithun Krishnan. Reinforcement learning based intelligent traffic signal control using n-step sarsa. In *2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS)*, pages 379–384. IEEE, 2021.
- [103] Junchen Jin and Xiaoliang Ma. Adaptive group-based signal control by reinforcement learning. *Transportation research procedia*, 10 :207–216, 2015.
- [104] Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep learning*. MIT press, 2016.
- [105] Elise Van der Pol and Frans A Oliehoek. Coordinated deep reinforcement learners for traffic light control. *Proceedings of learning, inference and control of multi-agent systems (at NIPS 2016)*, 8 :21–38, 2016.
- [106] Xiaoyuan Liang, Xunsheng Du, Guiling Wang, and Zhu Han. Deep reinforcement learning for traffic light control in vehicular networks. *arXiv preprint arXiv :1803.11115*, 2018.
- [107] Deepeka Garg, Maria Chli, and George Vogiatzis. Deep reinforcement learning for autonomous traffic light control. In *2018 3rd IEEE international conference on intelligent transportation engineering (ICITE)*, pages 214–218. IEEE, 2018.
- [108] Monireh Abdoos, Nasser Mozayani, and Ana LC Bazzan. Traffic light control in non-stationary environments based on multi agent q-learning. In *2011 14th International IEEE conference on intelligent transportation systems (ITSC)*, pages 1580–1585. IEEE, 2011.
- [109] Karima Benhamza and Hamid Seridi. Adaptive traffic signal control in multiple intersections network. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 28(6) :2557–2567, 2015.

- [110] Ying Liu, Lei Liu, and Wei-Peng Chen. Intelligent traffic light control using distributed multi-agent q learning. In *2017 IEEE 20th international conference on intelligent transportation systems (ITSC)*, pages 1–8. IEEE, 2017.
- [111] Zhi Zhang, Jiachen Yang, and Hongyuan Zha. Integrating independent and centralized multi-agent reinforcement learning for traffic signal network optimization. *arXiv preprint arXiv :1909.10651*, 2019.
- [112] Azhar Hussain, Tong Wang, and Cao Jiahua. Optimizing traffic lights with multi-agent deep reinforcement learning and v2x communication. *arXiv preprint arXiv :2002.09853*, 2020.
- [113] Yanan Wang, Tong Xu, Xin Niu, Chang Tan, Enhong Chen, and Hui Xiong. Stmarl : A spatio-temporal multi-agent reinforcement learning approach for cooperative traffic light control. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 21(6) :2228–2242, 2020.
- [114] Jiachen Yang, Jipeng Zhang, and Huihui Wang. Urban traffic control in software defined internet of things via a multi-agent deep reinforcement learning approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 22(6) :3742–3754, 2020.
- [115] John Schulman, Filip Wolski, Prafulla Dhariwal, Alec Radford, and Oleg Klimov. Proximal policy optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv :1707.06347*, 2017.
- [116] Sahar Araghi, Abbas Khosravi, and Doug Creighton. Optimal design of traffic signal controller using neural networks and fuzzy logic systems. In *2014 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pages 42–47. IEEE, 2014.
- [117] Yazan Suhweil, Musa Al Yaman, et al. Smart controlling for traffic light time. In *2017 IEEE Jordan Conference on Applied Electrical Engineering and Computing Technologies (AEECT)*, pages 1–5. IEEE, 2017.
- [118] Aqeela Mir and Ali Hassan. Fuzzy inference rule based neural traffic light controller. In *2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pages 816–820. IEEE, 2018.
- [119] Suhail M Odeh. Hybrid algorithm : fuzzy logic-genetic algorithm on traffic light intelligent system. In *2015 IEEE international conference on fuzzy systems (FUZZ-IEEE)*, pages 1–7. IEEE, 2015.
- [120] Benhamza Karima. *Conception d’un système multi-agents adaptatif pour la résolution de problème*. PhD thesis, Universite Badji Mokhtar -Annaba, 2016.

- [121] Kai Arulkumaran, Marc Peter Deisenroth, Miles Brundage, and Anil Anthony Bharath. Deep reinforcement learning : A brief survey. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34(6) :26–38, 2017.
- [122] Yu Bai. Coordinated traffic signal control with discrete traffic state encoding. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 16(6) :668–683, 2008.
- [123] Jason Brownlee. A gentle introduction to the rectified linear unit (relu). *Machine Learning Mastery*, 2019. Accès : 2023-2-24.
- [124] Andrea Vidali, Luca Crociani, Giuseppe Vizzari, and Stefania Bandini. A deep reinforcement learning approach to adaptive traffic lights management. In *WOA*, pages 42–50, 2019.
- [125] Hua Wei, Chacha Chen, Guanjie Zheng, Kan Wu, Vikash Gayah, Kai Xu, and Zhenhui Li. Presslight : Learning max pressure control to coordinate traffic signals in arterial network. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, pages 1290–1298, 2019.
- [126] Hon Tik Tse and Ho-fung Leung. Exploiting semantic epsilon greedy exploration strategy in multi-agent reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv :2201.10803*, 2022.
- [127] Chris Dann, Yishay Mansour, Mehryar Mohri, Ayush Sekhari, and Karthik Sridharan. Guarantees for epsilon-greedy reinforcement learning with function approximation. In *International Conference on Machine Learning*, pages 4666–4689. PMLR, 2022.
- [128] Horst Rinne. *The Weibull distribution : a handbook*. CRC press, 2008.