

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية وزارة
التعليم العالي والبحث العلمي



جامعة سعيدة د. مولاي الطاهر
كلية الرياضيات و الإعلام الآلي و الاتصالات السلكية و اللاسلكية
قسم: الإعلام الآلي

Mémoire de Master en informatique

Spécialité : Réseaux Informatique et Systèmes Répartis

Vers une gestion intelligente du stationnement urbain dans un environnement IoT-Fog

■ Présenté par:

Nasri Maroua

Messani Bouchra Imane

■ Dirigé par:

Dr Said Limam

Année universitaire



2025-2026

اهداء

الحمد ل ل ه الذي بنعمته تتم الصالحات و بفضلہ تتحقق الامنيات و بعونه تصل الخطى الى
غاياتها . له الشكر اولا و اخرها ظاهرا و باطنا
الى كل من كلل العرق جبينه ومن علمني ان النجاح لا يأتي الا
بالصبر والإصرار الى النور الذي انار دربي
والسراج الذي ل ا ينطفئ نوره بقلبي ابدا من بذل الغالي
والنفيس واستمدت منه قوتي واعتزالي بذاتي

"ابي الغالي" الى من
جعل الجنة تحت اقدامها وسهلت لي الشدائد بدعائها
الى الانسنة العظيمة التي لطالما تمت ان تقر عينها في يوم كهذا "امي الحبيبة
الى ضلعي الثابت وامان ايامي الى من شددت عضدي بهم فكانوا ينابيع ارتوي منها الى
خبرة ايامي وصفوتها الى قرة عيني
اخوتي" سعيد اشواق فاطمة صفاء" الي صديقتي
الغالية كنت خير عون وسند طول هذه السنين شكرا
لوجودك "مساني بشري ايمان" الى
استاذي المشرف على هذه المذكرة على ما قدمته لي من توجيهات علمية قيمة كان
لها بالغ الاثر في توجيه هذا البحث واخراجه في صورته النهائية
"الدكتور سعيد ليمام"

ناصر مروي

Remerciements

Avant tout, je remercie Allah, le Tout-Puissant, de m'avoir accordé la force, la patience et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce travail.

J'adresse mes sincères remerciements à mon encadreur, M. Limam Said, pour son accompagnement, ses précieux conseils et sa disponibilité tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Je remercie également les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en évaluant ce travail, ainsi que tous les enseignants de l'Université Dr Moulay Tahar de Saïda pour la qualité de leur enseignement.

Je tiens à exprimer ma gratitude à mon binôme Maroua Nasri pour sa collaboration, son engagement et les efforts partagés durant ce projet.

Mes remerciements les plus chaleureux vont à mes chers parents, dont l'amour, le soutien, les sacrifices et les encouragements constants ont été une source de motivation tout au long de mon parcours. Ce travail leur est dédié avec toute ma reconnaissance et mon affection.

Enfin, je remercie ma famille, mes amis et toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à l'aboutissement de ce mémoire.

Bouchra Imane Messani

ملخص

مع تزايد التحضر والنمو المستمر لأعداد المركبات، باتت إدارة مواقف السيارات تحدياً محورياً في أنظمة النقل الذكي. تُظهر الأساليب التقليدية المركزية محدوديتها في البيئات الحضرية الديناميكية. يقترح هذا المذكرة بنية موزعة وتعاونية تدمج إنترنت الأشياء والحوسبة الضبابية واتصالات V2I/I2I، مدعومة بوحدة قرار قائمة على التعلم المعزز العميق. تم تقييم أربع استراتيجيات (S0 إلى S3) ببيئة Eclipse MOSAIC وSUMO، مع تحسين ملحوظ في الأداء الاقتصادي والطاقي والتشغيلي. إنترنت الأشياء، حوسبة ضبابية، V2I، I2I، تعلم معزز عميق، تحسين موزع.

Abstract

As urbanization intensifies and vehicle fleets grow, urban parking management has become a central challenge in intelligent transportation systems. Conventional centralized approaches prove inadequate for dynamic urban environments. This thesis proposes a distributed cooperative architecture integrating IoT, Fog Computing, and V2I/I2I communications, enhanced by a Deep Reinforcement Learning (DRL) decision module. Four progressive strategies (S0 to S3) were modeled and evaluated using Eclipse MOSAIC and SUMO, demonstrating consistent improvement across economic, energetic and operational performance indicators. **Keywords:** Smart parking, IoT, Fog Computing, V2I, I2I, Deep Reinforcement Learning, distributed optimization.

Résumé

Face à l'intensification de l'urbanisation et à la croissance du parc automobile, la gestion du stationnement urbain constitue un défi majeur des systèmes de transport intelligents. Les approches conventionnelles centralisées s'avèrent insuffisantes face aux environnements urbains dynamiques. Ce mémoire propose une architecture distribuée et coopérative intégrant l'IoT, le Fog Computing et des communications V2I/I2I, enrichie d'un module décisionnel basé sur le Deep Reinforcement Learning (DRL). Quatre stratégies progressives (S0 à S3) ont été modélisées et évaluées sous Eclipse MOSAIC et SUMO, démontrant une amélioration significative des performances économiques, énergétiques et opérationnelles.

Mots-clés : Stationnement intelligent, IoT, Fog Computing, V2I, I2I, Deep Reinforcement Learning, optimisation distribuée.

Tables des matières

Introduction Générale	1
CHAPITRE I : Fondements théoriques et technologies de base	3
I.1 Introduction.....	3
I.2 Définition du stationnement intelligent	4
I.2.1 Définition.....	4
I.2.2 Enjeux et défis.....	5
I.2.3 Problématique du stationnement urbain intelligent	5
I.3 Internet des Objets (IoT).....	6
I.3.1 Définition et fondements conceptuels	6
I.3.2 Rôle de l'Internet des Objets (IoT) dans les systèmes de Smart Parking	7
I.3.3 Architecture de l'Internet des Objets dans les systèmes de Smart Parking.....	8
I.3.4 Dispositifs et capteurs IoT pour le Smart Parking	9
I.3.5 Limites et défis des systèmes IoT dans le Smart Parking	11
I.4 Fog Computing	12
I.4.1 Limites des architectures Cloud centralisées dans les environnements IoT.....	12
I.4.2 Architectures multi-niveaux du Fog Computing.....	13
I.4.3 Mécanismes de traitement et réduction de latence	14
I.4.4 Fog Computing dans les systèmes de Smart Parking	15
I.4.5 Avantages et contributions du Fog Computing	15
I.5 Deep Learning et Deep Reinforcement Learning.....	16
I.5.1 Deep Learning.....	16
I.5.2 Reinforcement learning.....	18
I.5.3 Deep Reinforcement Learning.....	18
I.6 Conclusion	20
CHAPITRE II : ÉTAT DE L'ART ET TRAVAUX CONNEXES	21
II.1 Introduction	21
II.2 Synthèse critique des approches existantes	21
II.2.1 Approches basées sur le guidage et la prédiction de disponibilité	21
II.2.2 Infrastructures IoT, réseaux de communication et sécurité	23
II.2.3 Fondements algorithmiques et Intelligence Artificielle	26
II.2.4 Modèles de tarification dynamique	28
II.3 Synthèse comparative des travaux connexes.....	30
II.4 Conclusion.....	31
Chapitre III : Conception et modélisation du système de stationnement intelligent.....	32
III.1 Introduction	32
III.2 Architecture d'un système de stationnement intelligent	32
III.2.1 Couche IoT Parking	33
III.2.2 Couche de Fog computing	34
III.2.3 Couche de Deep Reinforcement Learning	35
III.3 Système proposé.....	35
III.3.1 Phase de collecte des données	38
III.3.1.1 Algorithme 1 : Collecte des données	40
III.3.2 Phase d'analyse.....	40
III.3.2.1 Algorithme 2 : Analyse des données	41

III.3.3 Phase de traitement	41
III.3.3.1 Algorithme 3 : Traitement intelligent par DRL	53
III.4.2 Principe Fondamental du Système	54
III.4.3 Mécanisme de tarification dynamique basé sur le DRL dans le système proposé.....	56
III.4.4 Observation de l'état du système.....	57
III.4.5 Décision du prix de stationnement	58
III.4.6 Application du prix et interaction avec le conducteur	60
III.4.7 Observation du résultat de la décision	60
III.4.8 Calcul de la récompense.....	61
III.4.9 Mise à jour du modèle d'apprentissage	62
III.4.10 Algorithme : Tarification Dynamique Basée sur le DRL pour le Système de Stationnement Intelligent Proposé.....	62
III.7 Conclusion	66
Chapitre IV : Implémentation, simulation et évaluation des performances du système	67
IV.1 Introduction.....	67
IV.2 Environnement de développement	67
IV.2.1 Visual Studio Code	67
IV.2.2 Langage HTML	68
IV.2.3 Langage CSS.....	68
IV.2.4 Langage Javascript.....	68
IV.3 Conception et réalisation de l'interface web	69
IV.3.1 Architecture de l'interface web.....	70
IV.4 Mise en œuvre des stratégies de simulation	71
IV.4.1 Configuration des stratégies	71
IV.4.2 Description détaillée des stratégies	72
IV.5 Étude comparative des stratégies.....	74
IV.5.1 Résultats et analyse comparative	75
IV.5.1.1 Analyse des messages de refus	76
IV.5.1.2 Analyse des messages échangés.....	77
IV.6.1.4 Analyse des distances parcourues.....	79
IV.6.1.5 Analyse de la consommation de carburant.....	81
IV.6.1.6 Analyse du profit du système.....	82
IV.5.2 Discussion des résultats.....	83
IV.6 Conclusion	84
Conclusion générale.....	85
Perspectives futures	86
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	87

Liste des Figures

N°	Intitulé	Page
Figure I.1	Parking des voitures à l'air	4
Figure I.2	Architecture IoT multi-niveaux pour les systèmes de stationnement intelligent	11
Figure I.3	L'architecture de fog computing	14
Figure I.4	Relation entre l'Intelligence Artificielle, le Machine Learning et le Deep Learning	16
Figure I.5	Architecture générale d'un réseau de neurones profond	17
Figure I.6	Schéma du fonctionnement du Reinforcement Learning	19
Figure III.1	Modèle conceptuel IoT–Fog–DRL pour l'optimisation du stationnement urbain	33
Figure III.2	Architecture globale du système de stationnement intelligent	36
Figure III.3	Subdivision d'une zone de stationnement en stations locales	36
Figure III.4	Identification des places de stationnement libres et occupées	37
Figure III.5	Schéma de communication entre stations leaders selon les approches N, T et hybride N+T	39
Figure III.6	Processus de sélection et de validation des affectations de stationnement dans le système	53
Figure III.7	Architecture du mécanisme de tarification dynamique basé sur le DRL	57
Figure IV.1	Tableau des outils et technologies	69
Figure IV.2	Interface principale du système Smart Parking	70
Figure IV.3	Comparaison du nombre de messages refus selon les stratégies	76
Figure IV.4	Comparaison du nombre de messages échangés selon les stratégies	78
Figure IV.5	Comparaison des distances parcourues selon les stratégies	80
Figure IV.6	Comparaison de la consommation moyenne de carburant	81
Figure IV.7	Comparaison du profit global selon le nombre de véhicules	82

Liste des tableaux

N°	Intitulé	Page
Tableau II.1	Synthèse comparative de l'état de l'art	30
Tableau IV.2	Nombre de messages refus selon les stratégies	76
Tableau IV.3	Nombre total de messages échangés selon les stratégies	77
Tableau IV.4	Distances parcourues selon les stratégies	79
Tableau IV.5	Consommation moyenne de carburant selon les stratégies	81
Tableau IV.6	Valeurs du profit global selon les stratégies	82

Liste des Abréviations

Abréviation	Signification
CO ₂	Dioxyde de carbone
CSS	Cascading Style Sheets
DDoS	Distributed Denial of Service
DQN	Deep Q-Network
DRL	Deep Reinforcement Learning
GPS	Global Positioning System
HTML	HyperText Markup Language
HTTP	HyperText Transfer Protocol
I2I	Infrastructure-to-Infrastructure
IDS	Intrusion Detection System
IoT	Internet of Things
ITS	Intelligent Transportation Systems
JSON	JavaScript Object Notation
LoRa	Long Range
LPWAN	Low Power Wide Area Network
LSTM	Long Short-Term Memory
MAS	Multi-Agent Systems
MEC	Mobile Edge Computing

Abréviation	Signification
MILP	Mixed Integer Linear Programming
MLP	Multi-Layer Perceptron
NB-IoT	NarrowBand Internet of Things
NN	Neural Networks
OMNeT++	Objective Modular Network Testbed in C++
REST	Representational State Transfer
RFID	Radio Frequency Identification
RSU	Road Side Unit
RT	Regression Tree
SCCI	Smart Cooperative Communication Infrastructure
SVR	Support Vector Regression
V2I	Vehicle-to-Infrastructure
V2V	Vehicle-to-Vehicle
V2X	Vehicle-to-Everything
VANET	Vehicular Ad Hoc Network
VS Code	Visual Studio Code
Wi-Fi	Wireless Fidelity

Introduction Générale

L'urbanisation croissante et l'augmentation continue du parc automobile ont profondément transformé les dynamiques de mobilité urbaine. Dans ce contexte, la gestion du stationnement est devenue un enjeu majeur des systèmes de transport intelligents. En effet, une part importante de la congestion routière est liée aux véhicules à la recherche d'une place disponible *cruising for parking*, ce qui engendre des pertes de temps, une surconsommation énergétique et une augmentation des émissions polluantes.

Les systèmes de stationnement traditionnels, fondés sur des architectures centralisées et des mécanismes de gestion statiques, peinent à répondre aux exigences des environnements urbains modernes. Ils exploitent insuffisamment les données en temps réel et ne prennent pas en compte la variabilité de la demande, ce qui conduit à une utilisation inefficace des ressources disponibles.

L'émergence de technologies telles que l'Internet des Objets (IoT), le Fog Computing et l'intelligence artificielle offre de nouvelles perspectives pour le développement de systèmes de stationnement intelligents. Grâce à la collecte et au traitement des données en temps réel, ces technologies permettent une gestion plus efficace et adaptative des ressources. Parmi les approches les plus prometteuses, le Deep Reinforcement Learning (DRL) permet à un agent intelligent d'apprendre des stratégies de décision optimales dans des environnements dynamiques et complexes.

Dans ce contexte, la problématique de ce travail est la suivante : comment concevoir un système de stationnement intelligent distribué et coopératif capable d'optimiser simultanément les performances économiques, énergétiques et opérationnelles dans un environnement urbain dynamique ?

Pour répondre à cette problématique, ce mémoire propose une architecture distribuée multi-agents intégrant des mécanismes de communication coopérative entre véhicules et infrastructures (V2I) ainsi qu'entre infrastructures (I2I), associée à un module de décision basé sur le Deep Reinforcement Learning. L'objectif est d'améliorer l'allocation des

places de stationnement tout en optimisant le profit généré, la distance parcourue par les véhicules et la consommation énergétique.

Afin d'atteindre ces objectifs, ce mémoire est organisé en quatre chapitres. Le premier chapitre présente les fondements théoriques relatifs au stationnement intelligent, à l'Internet des Objets, au Fog Computing ainsi qu'aux approches de Deep Learning et de Deep Reinforcement Learning. Le deuxième chapitre est consacré à l'étude critique des travaux existants afin d'identifier leurs limites et de situer la contribution de cette recherche. Le troisième chapitre décrit la conception de l'architecture proposée, la modélisation des agents et la formulation du problème d'optimisation.

Enfin, le quatrième chapitre présente l'implémentation du système, la mise en œuvre des différentes stratégies étudiées (S0 à S3) ainsi que l'analyse comparative des résultats obtenus, permettant d'évaluer l'efficacité de l'approche proposée.

Le plan du présent mémoire est structuré comme suit :

Chapitre I : Fondements théoriques et technologies de base

Chapitre II : État de l'art et travaux connexes

Chapitre III : Conception et modélisation du système de stationnement intelligent

Chapitre IV : Implémentation, simulation et évaluation des performances du système

Conclusion générale et perspectives future

CHAPITRE I : Fondements théoriques et technologies de base

I.1 Introduction

L'urbanisation croissante et l'augmentation continue du nombre de véhicules ont profondément modifié les conditions de mobilité dans les villes modernes. Cette évolution s'accompagne de plusieurs défis, notamment la congestion routière, la difficulté d'accès aux places de stationnement et l'augmentation des impacts environnementaux liés aux déplacements urbains.

Dans ce contexte, la gestion du stationnement constitue un élément essentiel pour améliorer la fluidité du trafic et optimiser l'utilisation des infrastructures urbaines. Les approches traditionnelles de stationnement montrent toutefois certaines limites face à la variabilité de la demande et à la complexité croissante des environnements urbains.

Les progrès réalisés dans les domaines de l'Internet des Objets (IoT), du Fog Computing, des réseaux de communication intelligents et de l'intelligence artificielle ont favorisé l'émergence de nouvelles solutions capables d'assurer une gestion plus efficace des espaces de stationnement. Ces technologies permettent la collecte, le traitement et l'analyse des données en temps réel afin de fournir des services plus performants aux usagers.

Ce chapitre présente les concepts fondamentaux, les technologies associées ainsi que les principaux enjeux liés aux systèmes de stationnement intelligent, constituant ainsi le cadre théorique du présent mémoire.



Figure I.1 : Parking des voitures à l'air. [33]

I.2 Définition du stationnement intelligent

I.2.1 Définition

Le stationnement intelligent (Smart Parking) désigne un ensemble de solutions technologiques destinées à optimiser la gestion des espaces de stationnement grâce à l'utilisation de dispositifs connectés, de systèmes de communication et de plateformes de traitement de données.

Ces systèmes permettent de surveiller en temps réel l'occupation des places de stationnement, de diffuser l'information aux conducteurs et d'améliorer les processus de décision liés à l'allocation des ressources disponibles. Ils contribuent ainsi à réduire le temps de recherche d'une place, à améliorer la fluidité du trafic et à renforcer l'efficacité globale des infrastructures urbaines.

Aujourd'hui, le Smart Parking est considéré comme l'une des composantes essentielles des villes intelligentes en raison de son rôle dans l'optimisation de la mobilité urbaine et la réduction des impacts environnementaux. [1]

I.2.2 Enjeux et défis

Les systèmes de stationnement intelligent offrent de nombreux avantages aux usagers, aux gestionnaires de parkings et aux collectivités urbaines. Ils permettent notamment de réduire le temps nécessaire à la recherche d'une place disponible, d'améliorer l'utilisation des espaces de stationnement et de diminuer les déplacements inutiles des véhicules.

L'exploitation des données collectées en temps réel favorise également une meilleure prise de décision pour la gestion du trafic urbain et ouvre la voie à de nouveaux services tels que la réservation de places ou la tarification dynamique.

Malgré ces bénéfices, plusieurs défis doivent être relevés. La forte variabilité de la demande en stationnement, la nécessité de garantir un traitement rapide des données, la fiabilité des informations collectées et la scalabilité des infrastructures représentent des contraintes majeures. À cela s'ajoutent les coûts liés au déploiement et à la maintenance des équipements ainsi que les exigences de sécurité et de confidentialité des données.

I.2.3 Problématique du stationnement urbain intelligent

Malgré les avancées technologiques récentes, la gestion du stationnement demeure un défi majeur pour les villes modernes. Les systèmes conventionnels reposent généralement sur des architectures centralisées et des mécanismes statiques qui ne s'adaptent pas efficacement aux variations spatio-temporelles de la demande.

Cette limitation entraîne une utilisation déséquilibrée des ressources de stationnement, où certaines zones connaissent une forte saturation tandis que d'autres restent sous-exploitées. Une telle situation engendre une dégradation de la qualité de service, une augmentation des temps de recherche de stationnement et une réduction de l'efficacité globale du système de mobilité urbaine.

Par ailleurs, les mécanismes de gestion traditionnels ne permettent pas toujours d'optimiser les revenus des exploitants ni d'assurer une allocation équitable et efficace des places disponibles dans un environnement dynamique.

Dans ce contexte, il devient nécessaire de développer des solutions intelligentes capables d'intégrer les informations issues des véhicules, des infrastructures et des systèmes de communication afin de prendre des décisions adaptées en temps réel.

Ainsi, la problématique centrale de ce mémoire peut être formulée comme suit :

Comment concevoir un système de stationnement intelligent capable d'assurer une gestion dynamique, distribuée et adaptative des places disponibles, tout en optimisant l'allocation des ressources, en améliorant la rentabilité des infrastructures de stationnement, en réduisant la congestion urbaine et en améliorant l'expérience des usagers en temps réel ?

I.3 Internet des Objets (IoT)

I.3.1 Définition et fondements conceptuels

L'Internet des Objets (Internet of Things – IoT) constitue un paradigme technologique majeur permettant l'interconnexion d'objets physiques capables de percevoir leur environnement, de traiter des informations et de communiquer entre eux via des réseaux de communication. Ces objets intelligents sont généralement dotés de capteurs, de modules de traitement embarqué et d'interfaces de communication sans fil, leur permettant de générer, d'échanger et d'exploiter des données en temps réel.

Selon SAP (2024), l'IoT représente une extension du paradigme Internet vers le monde physique, où les objets deviennent des entités connectées capables de produire des données exploitables pour l'analyse, l'automatisation et la prise de décision intelligente .[23]

Dans le contexte des systèmes urbains intelligents, l'IoT constitue une infrastructure fondamentale permettant la collecte massive et continue de données hétérogènes, nécessaires au fonctionnement des systèmes de Smart City, notamment dans les applications de Smart Parking.

I.3.2 Rôle de l'Internet des Objets (IoT) dans les systèmes de Smart

Parking :

Dans les systèmes de stationnement intelligent, l'Internet des Objets (IoT) constitue une composante technologique essentielle permettant la transformation de l'environnement urbain physique en un espace numérique interconnecté et exploitable. Son rôle principal réside dans la digitalisation continue des infrastructures de stationnement ainsi que dans la fourniture de données contextuelles en temps réel, indispensables à la prise de décision intelligente.

En effet, l'IoT permet l'acquisition dynamique et distribuée d'informations relatives à l'état des places de stationnement, aux flux de circulation, ainsi qu'aux durées d'occupation des véhicules. Cette capacité de collecte continue repose sur un ensemble de capteurs intelligents et de dispositifs connectés, assurant une observation fine et permanente de l'environnement urbain. Ces données constituent la base fondamentale sur laquelle reposent les mécanismes d'optimisation, de prédiction et de gestion intelligente du stationnement.

Dans ce contexte, l'IoT remplit plusieurs fonctions critiques au sein de l'architecture globale du Smart Parking :

- La captation en temps réel des données physiques issues des infrastructures de stationnement ;
- La surveillance continue et distribuée de l'état d'occupation des places de parking ;
- La transmission fiable et à faible latence des données vers les couches de traitement (Fog et/ou Cloud) ;
- L'alimentation des algorithmes d'aide à la décision et d'optimisation intelligente.

Ainsi, l'IoT ne se limite pas à une simple technologie de collecte de données, mais constitue un véritable socle infrastructurel permettant l'émergence de systèmes de gestion autonomes et adaptatifs.

Selon Zanella et al. (2014), l'IoT représente un pilier fondamental des environnements de Smart City, en permettant l'intégration massive de dispositifs connectés dans une architecture distribuée orientée services et données, favorisant ainsi l'intelligence globale des systèmes urbains.[1]

I.3.3 Architecture de l'Internet des Objets dans les systèmes de Smart Parking

L'architecture de l'Internet des Objets (IoT) dans les systèmes de stationnement intelligent repose sur un modèle distribué multi-couches, conçu afin d'assurer la collecte, la transmission et l'exploitation efficace des données issues de l'environnement urbain. Cette structuration permet de répondre aux contraintes de scalabilité, de latence et d'hétérogénéité des données dans les environnements urbains dynamiques.

De manière générale, les architectures IoT pour les applications de Smart City suivent un modèle hiérarchique composé de trois couches principales : la couche de perception, la couche réseau et la couche applicative, chacune jouant un rôle spécifique dans le cycle de vie des données. [3, 7]

A) Couche de perception (Perception Layer)

La couche de perception constitue le niveau physique de l'architecture IoT. Elle est composée d'objets intelligents et de capteurs déployés dans l'environnement de stationnement, chargés de collecter les données brutes issues du monde réel.

Dans le contexte du Smart Parking, cette couche inclut des capteurs magnétiques, ultrasoniques, infrarouges ainsi que des systèmes de vision par caméra permettant de détecter l'état d'occupation des places de stationnement. Ces dispositifs assurent la transformation des phénomènes physiques (présence ou absence de véhicules) en données numériques exploitables.

1) Selon Al-Fuqaha et al., les dispositifs IoT jouent un rôle essentiel dans la conversion des environnements physiques en systèmes cyber-physiques capables de supporter des applications intelligentes distribuées.[3]

B) Couche réseau (Network Layer)

La couche réseau est responsable de la transmission des données collectées vers les unités de traitement intermédiaires ou centralisées. Elle constitue un élément critique dans la performance globale du système, notamment en termes de latence, fiabilité et bande passante.

Cette couche s'appuie sur diverses technologies de communication sans fil adaptées aux environnements urbains intelligents, notamment LoRaWAN, NB-IoT, Wi-Fi et les réseaux cellulaires 4G/5G. Ces technologies permettent la communication entre les capteurs, les infrastructures routières et les nœuds de calcul tels que les Fog nodes.

Zanella et al. Soulignent que la performance des systèmes IoT dans les Smart Cities dépend fortement de la qualité de la couche réseau, notamment en ce qui concerne la gestion des communications en temps réel et la réduction de la latence.[1]

C) Couche applicative (Application Layer)

La couche applicative représente le niveau supérieur de l'architecture IoT. Elle est responsable de l'exploitation des données collectées afin de fournir des services intelligents aux utilisateurs finaux et aux gestionnaires du système.

Dans les systèmes de Smart Parking, cette couche permet notamment la visualisation en temps réel de la disponibilité des places, la gestion dynamique des infrastructures, ainsi que l'optimisation de la tarification et de l'allocation des ressources.

Cette couche constitue également l'interface entre les données issues de l'IoT et les algorithmes d'intelligence artificielle, notamment les approches d'apprentissage automatique et de Deep Reinforcement Learning, utilisées pour la prise de décision adaptative .[5]

I.3.4 Dispositifs et capteurs IoT pour le Smart Parking

Les dispositifs de détection constituent l'élément fondamental des systèmes basés sur l'Internet des Objets (IoT) appliqués au stationnement intelligent. Ils assurent la transformation de l'environnement physique en données numériques structurées,

exploitables par les couches de traitement et d'analyse du système. Cette étape de perception est cruciale, car la qualité des décisions prises par le système dépend directement de la précision, de la fiabilité et de la réactivité des capteurs déployés.

Dans le contexte des systèmes de Smart Parking, plusieurs technologies de détection sont couramment utilisées, chacune présentant des caractéristiques spécifiques en termes de précision, de coût, de consommation énergétique et de robustesse en environnement urbain.

Les principales catégories de capteurs sont les suivantes :

- Capteurs magnétiques : ces capteurs détectent la présence d'un véhicule en mesurant les perturbations du champ magnétique terrestre. Leur principal avantage réside dans leur faible coût, leur discrétion d'installation et leur bonne résistance aux conditions environnementales extérieures.
- Capteurs ultrasoniques : ils fonctionnent sur le principe de l'émission et de la réception d'ondes sonores, permettant d'estimer la distance entre le capteur et un obstacle. Ils sont largement utilisés pour la détection de l'occupation des places de stationnement en raison de leur précision relativement élevée.
- Capteurs infrarouges : ces dispositifs exploitent la réflexion ou l'interruption de faisceaux lumineux infrarouges afin de déterminer la présence d'un véhicule. Ils sont souvent utilisés dans des environnements contrôlés, mais peuvent être sensibles aux conditions climatiques.
- Systèmes de vision par ordinateur (caméras intelligentes) : basés sur des techniques avancées d'intelligence artificielle et de traitement d'image, ces systèmes permettent une analyse visuelle globale de l'environnement de stationnement. Ils offrent une grande richesse d'information, mais nécessitent une puissance de calcul plus importante ainsi qu'une infrastructure de communication adaptée.

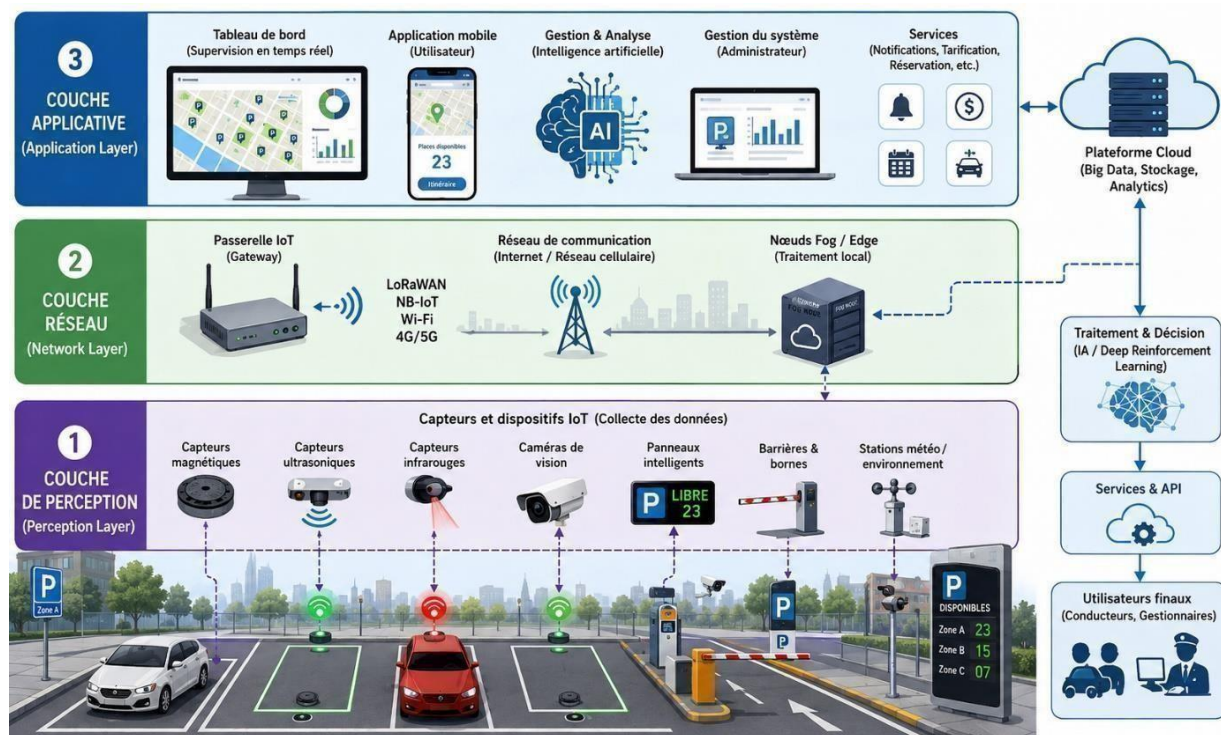


Figure I.2 : Architecture IoT multi-niveaux pour les systèmes de stationnement intelligent

Selon Balfaqih et al. (2021), l'intégration des dispositifs IoT dans les systèmes de Smart Parking améliore de manière significative la précision de détection, la réactivité du système ainsi que la qualité globale des décisions prises, en particulier lorsqu'elle est couplée à des architectures de traitement distribuées telles que le Fog Computing .[4]

I.3.5 Limites et défis des systèmes IoT dans le Smart Parking

Malgré ses avantages considérables, l'IoT présente plusieurs défis techniques et opérationnels dans les environnements urbains complexes :

- L'augmentation massive du volume de données générées en temps réel ;
- La latence liée à la transmission des données vers les systèmes centralisés ;
- La consommation énergétique des dispositifs embarqués ;
- La variabilité de la fiabilité des capteurs dans des conditions environnementales réelles ;
- Les enjeux de sécurité et de confidentialité des données collectées.

Ces limitations rendent nécessaire l'intégration d'architectures de calcul distribuées telles que le Fog Computing, permettant de rapprocher le traitement des données de leur source et de réduire significativement la latence système .[4]

I.4 Fog Computing

Le Fog Computing constitue un paradigme de calcul distribué émergent, introduit afin de répondre aux limitations inhérentes aux architectures centralisées de type Cloud Computing, notamment dans les environnements caractérisés par une forte densité d'objets connectés et des contraintes strictes de latence, comme les systèmes de l'Internet des Objets (IoT) et les applications de Smart City.

Ce modèle vise à étendre les capacités du Cloud en rapprochant les ressources de calcul, de stockage et de communication de la périphérie du réseau, c'est-à-dire des sources de génération de données. Il introduit ainsi une couche intermédiaire intelligente entre les dispositifs IoT (Edge Layer) et les centres de données centralisés (Cloud Layer), permettant une exécution plus rapide et plus efficace des traitements critiques.

I.4.1 Limites des architectures Cloud centralisées dans les environnements IoT :

Les architectures Cloud traditionnelles, bien qu'efficaces pour le traitement massif de données, présentent plusieurs limitations lorsqu'elles sont appliquées à des systèmes distribués en temps réel tels que le Smart Parking.

Premièrement, la latence de communication constitue une contrainte majeure. Les données générées par les capteurs doivent être transmises vers des serveurs distants, ce qui entraîne un délai incompatible avec les applications nécessitant une prise de décision immédiate.

Deuxièmement, la surcharge du réseau (network congestion) est un problème critique, car les dispositifs IoT génèrent un volume élevé de données continues, souvent redondantes ou inutiles pour un traitement centralisé.

Troisièmement, la dépendance à la connectivité Internet limite la robustesse du système, notamment dans les environnements urbains où les interruptions de réseau peuvent affecter la continuité du service.

Enfin, le Cloud Computing présente une faible adaptabilité en temps réel, ce qui réduit son efficacité dans les scénarios dynamiques tels que la gestion intelligente du stationnement, où les décisions doivent être prises en quelques millisecondes à quelques secondes.

I.4.2 Architectures multi-niveaux du Fog Computing

L'architecture Fog repose sur une organisation hiérarchique distribuée, visant à optimiser la répartition des tâches de calcul selon leur criticité et leur proximité avec la source de données. Elle est généralement composée de trois couches principales :

a) Couche Edge (Edge Layer)

Cette couche regroupe l'ensemble des objets physiques et capteurs IoT. Elle est responsable de la génération des données brutes issues de l'environnement réel (occupation des places, flux de véhicules, événements contextuels). Toutefois, ces dispositifs disposent de capacités de calcul limitées.

a) Couche Fog (Fog Layer)

La couche Fog constitue le cœur du paradigme. Elle est composée de nœuds intermédiaires (Fog Nodes) situés à proximité des dispositifs IoT, souvent au niveau des infrastructures urbaines (RSU, passerelles, serveurs locaux).

Ces nœuds assurent plusieurs fonctions essentielles :

- Prétraitement et filtrage des données ;
- Agrégation des informations provenant de multiples capteurs ;
- Exécution d'algorithmes analytiques locaux ;
- Prise de décision en temps réel pour les opérations critiques ;
- Réduction du trafic vers le Cloud.

b) Couche Cloud (Cloud Layer)

Cette couche est dédiée au stockage massif des données historiques et à l'exécution de traitements lourds, notamment l'entraînement de modèles d'apprentissage automatique complexes. Elle joue un rôle complémentaire en fournissant une vision globale et à long terme du système.

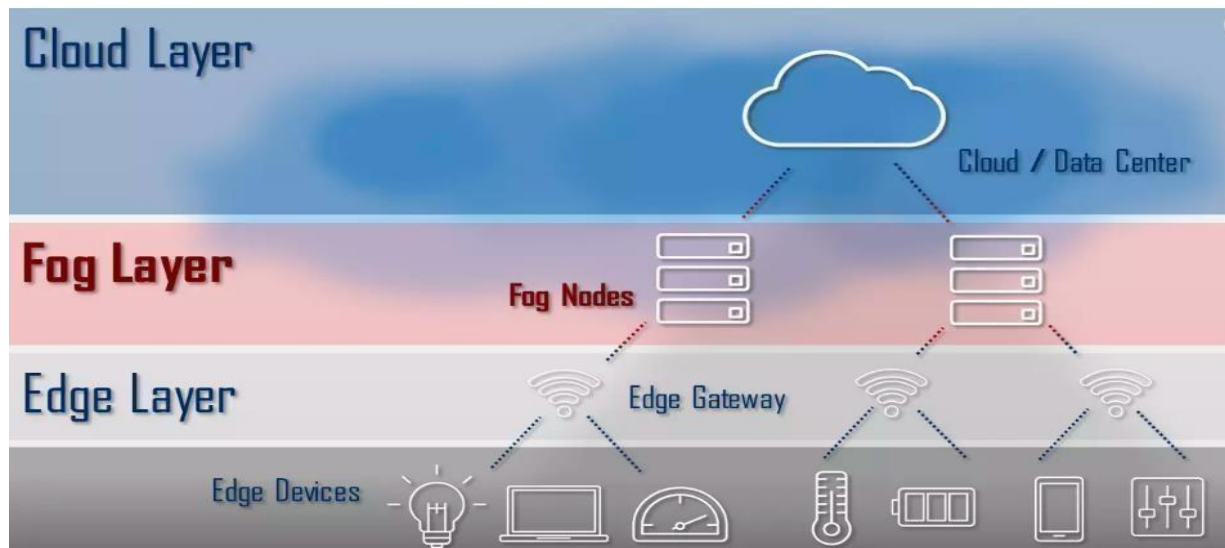


Figure I.3: L'architecture de fog computing.[34]

I.4.3 Mécanismes de traitement et réduction de latence

L'un des apports majeurs du Fog Computing réside dans sa capacité à réduire le temps de réponse du système en rapprochant les capacités de traitement des sources de données.

Dans un système de Smart Parking, cette approche permet :

- La détection quasi instantanée de l'occupation des places ;
- La mise à jour en temps réel des informations disponibles pour les usagers ;
- La réduction significative du volume de données transmises vers le Cloud ;
- L'amélioration de la réactivité des décisions d'allocation des places.

Ainsi, les Fog Nodes jouent un rôle intermédiaire critique entre la perception et l'intelligence décisionnelle, en assurant un équilibre entre performance locale et analyse globale.

I.4.4 Fog Computing dans les systèmes de Smart Parking

Dans le contexte des systèmes de stationnement intelligent, le Fog Computing est particulièrement adapté aux environnements urbains dynamiques où les décisions doivent être prises en temps réel.

Les Fog Nodes peuvent être utilisés pour :

- Analyser localement l'état des parkings dans une zone géographique donnée ;
- Coordonner les infrastructures de stationnement (communication I2I) ;
- Gérer les requêtes des véhicules en temps réel (V2I) ;
- Appliquer des politiques locales d'allocation ou de pré-réservation des places ;
- Assurer une continuité de service même en cas de déconnexion du Cloud.

Selon Tang et al. (2018), l'intégration du Fog Computing dans les architectures de Smart Parking permet d'améliorer significativement la performance du système en réduisant la latence et en optimisant l'utilisation des ressources réseau .[5]

De plus, Balfaqih et al. (2021) démontrent que l'approche Fog-IoT améliore la scalabilité et la robustesse des systèmes de stationnement intelligents en environnement urbain dense .[4]

I.4.5 Avantages et contributions du Fog Computing

Le Fog Computing présente plusieurs avantages majeurs dans les systèmes distribués :

- Réduction de la latence grâce au traitement local des données ;
- Optimisation de la bande passante par la réduction des transferts vers le Cloud ;
- Amélioration de la réactivité du système dans les environnements dynamiques ;
- Meilleure scalabilité face à l'augmentation du nombre de dispositifs IoT ;

- Résilience accrue en cas de défaillance du réseau central.

Ces caractéristiques font du Fog Computing une architecture particulièrement adaptée aux systèmes de Smart Parking intelligents et évolutifs.

I.5 Deep Learning et Deep Reinforcement Learning

L'évolution des systèmes urbains intelligents nécessite des mécanismes capables d'analyser de grandes quantités de données et de prendre des décisions adaptées dans des environnements dynamiques. Dans ce contexte, le Deep Learning et le Deep Reinforcement Learning (DRL) jouent un rôle central dans l'intelligence des systèmes de stationnement urbain.

I.5.1 Deep Learning

Le Deep Learning (apprentissage profond) est un sous-domaine de l'apprentissage automatique (Machine Learning) reposant sur des réseaux de neurones artificiels profonds, inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ces réseaux sont constitués de plusieurs couches de neurones interconnectés permettant un traitement hiérarchique des données.

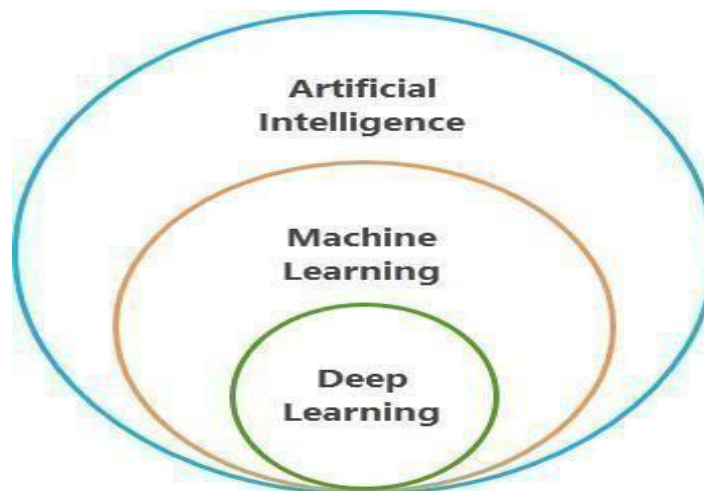


Figure I.4 : Relation entre l'Intelligence Artificielle, le Machine Learning et le Deep Learning.[34]

Grâce à cette architecture, le Deep Learning est capable d'extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir de grandes quantités de données, sans intervention humaine explicite. Il est particulièrement adapté à l'analyse et à la modélisation de données complexes.

Dans le cadre des systèmes de stationnement intelligents, le Deep Learning est utilisé pour analyser les données historiques et contextuelles afin de prédire la disponibilité des places de parking. Il permet notamment d'anticiper les niveaux de demande selon l'heure, le jour ou la zone géographique, en identifiant des schémas de comportement récurrents, tels que la forte affluence dans certaines zones aux heures de travail ou une activité plus réduite durant les périodes nocturnes ou les week-ends.

Le fonctionnement du Deep Learning repose sur des réseaux de neurones organisés en plusieurs couches : une couche d'entrée, des couches cachées responsables de l'extraction et de la transformation des caractéristiques, et une couche de sortie produisant les résultats finaux.

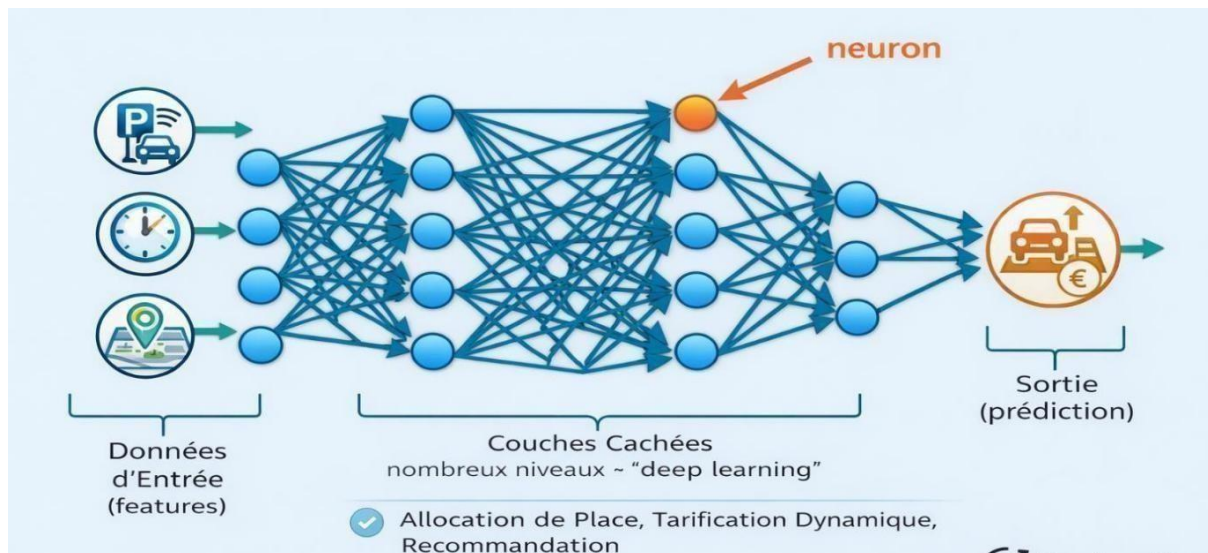


Figure I.5 : Architecture générale d'un réseau de neurones profond. [36]

Cette architecture est composée d'une couche d'entrée qui reçoit les informations et les transfère aux nœuds du niveau inférieur.

Les couches cachées, c'est la couche qui utilise les motifs de contraste local pour

identifier les objets semblables. Permettent l'extraction automatique de caractéristiques complexes à partir des données d'entrée afin d'améliorer la précision des prédictions.

Les résultats des calculs apparaissent dans la couche de nœuds de sortie. Dans cette couche, les fonctionnalités sont appliquées aux modèles.

I.5.2 Reinforcement learning

L'apprentissage par renforcement est une méthode d'apprentissage automatique qui permet à un agent d'apprendre dans un environnement interactif grâce à la méthode des essais et erreurs et à l'expérience. Bien que l'apprentissage supervisé et l'apprentissage par renforcement reposent tous deux sur la relation entre les entrées et les sorties, l'apprentissage par renforcement utilise des récompenses et des punitions comme signaux de comportement positif et négatif.[8]

I.5.3 Deep Reinforcement Learning

Le Deep Reinforcement Learning (DRL) est une approche de l'intelligence artificielle combinant le *Deep Learning* et l'apprentissage par renforcement (Reinforcement Learning). Cette méthode repose sur un agent intelligent capable d'apprendre des stratégies de décision optimales en interagissant avec son environnement et en recevant des récompenses ou des pénalités selon les actions réalisées.

L'intégration des réseaux de neurones profonds dans l'apprentissage par renforcement permet de traiter des environnements complexes et dynamiques nécessitant une prise de décision autonome. Grâce aux capacités du Deep Learning, le DRL peut analyser de grandes quantités de données, extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes et améliorer progressivement les performances de l'agent intelligent [9].

Ainsi, le Deep Reinforcement Learning constitue une avancée majeure dans le domaine de l'intelligence artificielle, en permettant la résolution de problèmes auparavant difficiles à traiter par les méthodes classiques d'apprentissage automatique.[9]



Figure I.6 : Schéma du fonctionnement du Reinforcement Learning

Dans l'apprentissage par renforcement, l'état (State) représente les informations observées par l'agent à un instant donné dans son environnement. En fonction de cet état, l'agent exécute une action (Action) afin d'interagir avec l'environnement et d'atteindre un objectif précis.

Après chaque action, l'environnement fournit une récompense (Reward), positive ou négative, permettant d'évaluer la qualité de la décision prise par l'agent. Ce mécanisme de récompense guide progressivement l'apprentissage en favorisant les actions les plus efficaces.

Ainsi, l'agent et l'environnement interagissent de manière continue : l'environnement fournit un état à l'agent, celui-ci choisit une action, puis reçoit une récompense ainsi qu'un nouvel état. Ce processus itératif se poursuit jusqu'à l'atteinte de l'objectif optimal.

I.6 Conclusion

Ce chapitre a posé les fondements théoriques et technologiques nécessaires à la conception d'un système intelligent de gestion du stationnement urbain. À travers une analyse structurée des principales technologies impliquées, il a été démontré que la problématique du stationnement urbain ne peut être efficacement résolue que par l'intégration cohérente de plusieurs paradigmes complémentaires.

L'Internet des Objets constitue la couche perceptive du système, assurant la collecte continue et distribuée des données physiques issues de l'environnement de stationnement. Le Fog Computing, quant à lui, apporte une réponse adaptée aux contraintes de latence et de scalabilité inhérentes aux environnements urbains dynamiques, en rapprochant les capacités de traitement de la source des données. Enfin, le Deep Reinforcement Learning représente le moteur décisionnel du système, capable d'apprendre des stratégies d'allocation optimales de manière autonome et adaptative, en tenant compte des variations continues de la demande.

L'articulation de ces trois technologies forme ainsi une architecture intelligente, distribuée et évolutive, répondant aux exigences des villes intelligentes modernes en termes de réactivité, d'efficacité et de durabilité.

Les concepts présentés dans ce chapitre constituent le socle sur lequel repose l'ensemble du travail proposé dans ce mémoire. Ils permettront, dans les chapitres suivants, de concevoir, modéliser et évaluer un système de stationnement intelligent capable d'optimiser dynamiquement l'allocation des places, d'améliorer l'expérience des usagers et de contribuer à la réduction de la congestion urbaine.

CHAPITRE II : ÉTAT DE L'ART ET TRAVAUX CONNEXES

II.1 Introduction

La gestion du stationnement en milieu urbain dense constitue un défi socio-économique et environnemental majeur pour le développement des villes intelligentes (*Smart Cities*).

L'intégration de l'Internet des Objets (IoT) et des algorithmes d'intelligence artificielle a profondément transformé les approches traditionnelles. Ce chapitre est dédié à l'analyse critique de la littérature scientifique à travers quinze contributions fondatrices et récentes. Nous examinerons la dynamique de chaque travail avant d'en proposer une synthèse comparative rigoureuse basée sur des critères architecturaux, algorithmiques et expérimentaux.

II.2 Synthèse critique des approches existantes

II.2.1 Approches basées sur le guidage et la prédiction de disponibilité

Kotb et al. [10] présentent iParker [10], un système de stationnement intelligent semi-distribué visant à optimiser l'allocation des places de stationnement en milieu urbain contraint. Cette approche adopte un modèle hybride combinant deux mécanismes complémentaires, à savoir des réservations dynamiques en temps réel destinées aux conducteurs en déplacement, et des réservations statiques planifiées à l'avance pour des créneaux horaires déterminés. Le cœur du système repose sur un cadre d'optimisation formalisé sous la forme d'un problème de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP), permettant l'allocation optimale des ressources de stationnement sous diverses contraintes multi-critères, incluant notamment les limitations budgétaires des usagers, la distance de marche maximale tolérée, la gestion de destinations multiples ainsi qu'un paramètre d'arbitrage entre coût et proximité. En parallèle, le système intègre un mécanisme de tarification dynamique en boucle fermée, ajustant en continu les prix des places en fonction de leur taux d'occupation instantané afin de refléter fidèlement l'état de la demande et d'améliorer l'efficacité globale du système. Les résultats indiquent que cette approche permet une réduction significative du temps de recherche de stationnement, une diminution de la

congestion urbaine et des émissions polluantes, ainsi qu'une amélioration conjointe de l'efficacité économique pour les usagers et les gestionnaires. Contrairement aux approches traditionnelles basées sur des données historiques, le modèle de tarification proposé est réactif et adaptatif, reposant sur l'état instantané du système, tout en intégrant des mécanismes d'équité spatiale favorisant les conducteurs les plus proches et en garantissant une contrainte de cohérence tarifaire assurant que le prix final ne dépasse pas l'offre initialement acceptée. Toutefois, le déploiement de *iParker* nécessite une infrastructure matérielle lourde et coûteuse, incluant des capteurs individuels par place de stationnement, un suivi GPS continu des véhicules et des panneaux à messages variables pour les usagers sans smartphone, ce qui limite sa faisabilité à grande échelle. De plus, la résolution répétée du modèle MILP à intervalles temporels courts engendre une complexité computationnelle élevée, susceptible de poser des problèmes de scalabilité et de charge de calcul dans les environnements urbains de grande taille.

Zheng et al. [11] propose une étude approfondie sur la prédiction en temps réel de la disponibilité des places de stationnement au sein des villes intelligentes, un enjeu crucial pour réduire la congestion routière globale. Son principe fondamental repose sur l'évaluation comparative de trois algorithmes d'apprentissage automatique non-paramétriques bien connus : l'arbre de régression (RT), les réseaux de neurones (NN) et la régression par vecteurs de support (SVR), qui sont entraînés et testés sous trois combinaisons distinctes de variables associant des indicateurs temporels et l'historique d'occupation à court terme. Parmi les points positifs majeurs, les expérimentations démontrent la nette supériorité de l'arbre de régression (RT) qui offre la meilleure précision prédictive tout en affichant une complexité informatique extrêmement faible. Cette rapidité d'exécution logicielle le rend idéal pour une intégration fluide au sein d'applications mobiles ou de systèmes de navigation embarqués. De plus, l'utilisation de vastes jeux de données réels provenant de milliers de capteurs connectés à San Francisco et Melbourne valide la robustesse et la viabilité pratique du modèle face aux fluctuations quotidiennes du trafic. Toutefois, cette approche comporte des limites non négligeables, à commencer par l'obligation d'effectuer un lourd travail de prétraitement pour nettoyer les nombreuses anomalies et données manquantes générées par les pannes de capteurs. Enfin, les

algorithmes SVR et NN souffrent d'un temps de calcul prohibitif lors des phases d'apprentissage, et l'absence d'intégration de variables externes et dynamiques comme la météo ou les événements urbains restreint la fiabilité des prédictions lors de situations exceptionnelles.

Vlahogianni et al. [12] marquent une étape décisive dans la gestion urbaine en remplaçant les méthodes statistiques classiques par des réseaux de neurones artificiels (MLP) optimisés par des algorithmes génétiques pour prédire la disponibilité des places de parking à court terme. Son principe fondamental consiste à apprendre et à modéliser les relations non linéaires complexes et volatiles des flux de véhicules à partir de séries temporelles historiques, permettant ainsi d'anticiper les variations imprévisibles de la demande. Parmi les points positifs, cette approche se distingue par une précision prédictive nettement supérieure aux modèles linéaires traditionnels (type ARIMA), offrant une grande capacité d'adaptation aux dynamiques urbaines réelles et facilitant une gestion proactive des ressources de stationnement. Elle permet notamment aux gestionnaires d'optimiser l'allocation des places et d'ajuster dynamiquement les politiques tarifaires. Toutefois, cette méthodologie rencontre des limites opérationnelles majeures : elle présente une dépendance critique envers la qualité et la continuité des données collectées, nécessitant des phases de prétraitement complexes pour corriger les anomalies courantes. Par ailleurs, le coût computationnel élevé lié à l'entraînement et à la maintenance de tels réseaux de neurones restreint son déploiement immédiat sur des infrastructures urbaines aux capacités de calcul limitées ou sur des dispositifs IoT décentralisés. En somme, bien que très performante, cette approche exige une infrastructure numérique robuste et une gestion rigoureuse des données pour garantir sa fiabilité opérationnelle dans des environnements de ville intelligente à grande échelle.

II.2.2 Infrastructures IoT, réseaux de communication et sécurité

Barriga et al. [13] proposent une architecture de stationnement intelligent structurée autour de trois piliers fondamentaux visant à optimiser l'utilisation des espaces urbains. Le premier pilier correspond aux dispositifs de détection, incluant des capteurs tels que les ultrasons, les caméras et les magnétomètres, chargés de collecter en temps réel des informations sur l'état d'occupation des places de stationnement. Le deuxième pilier concerne

les protocoles de communication réseau, notamment les technologies LPWAN et ZigBee, assurant la transmission fiable et efficace des données vers les systèmes centraux de traitement. Le troisième pilier est constitué des couches logicielles de gestion, qui exploitent ces données afin de fournir des services aux usagers, tels que la réservation et le guidage, ainsi qu'aux autorités, notamment pour la gestion du trafic et l'optimisation de la tarification. Cette architecture vise principalement à réduire la congestion urbaine, la consommation de carburant et les émissions de CO₂ associées à la recherche de stationnement, contribuant ainsi à une meilleure efficacité environnementale et opérationnelle des systèmes de mobilité urbaine. L'étude adopte une méthodologie combinant une approche de recherche-action semi-cyclique et une revue systématique de la littérature, garantissant une sélection rigoureuse et structurée des travaux analysés. Elle propose également une classification technique des solutions existantes ainsi qu'un guide décisionnel basé sur des critères tels que l'invasivité, l'autonomie et le coût, facilitant ainsi le choix des composants pour les chercheurs et les décideurs. Toutefois, plusieurs limitations sont identifiées, notamment l'absence de standards ou d'architectures de référence internationalement reconnues, ce qui complique l'interopérabilité des systèmes. Par ailleurs, la fiabilité globale dépend fortement de la robustesse des capteurs déployés en environnement extérieur, lesquels nécessitent une maintenance importante. De plus, de nombreuses solutions se concentrent principalement sur la détection en temps réel sans intégrer de mécanismes de prédiction permettant d'anticiper la disponibilité future des places. Enfin, la dimension sécuritaire des réseaux est souvent insuffisamment prise en compte, exposant les systèmes à des risques potentiels de vulnérabilités et de détournement des données.[13]

Vijayalakshmi et al. [14] proposent une solution novatrice de stationnement intelligent pour les réseaux ad hoc de véhicules (VANET), intégrant un système avancé de détection d'intrusions (IDS) initialement pensé pour les campus universitaires. Son principe repose sur l'optimisation de l'espace via un mécanisme de réservation anticipée ciblé, le tout sécurisé par une architecture d'apprentissage automatique hybride combinant un réseau neuronal LSTM et un modèle d'ensemble empilé (Stacking Ensemble) pour identifier et bloquer les cyberattaques, notamment les attaques par déni de service distribué (DDoS). Parmi ses points positifs majeurs, les expérimentations démontrent une précision de détection exceptionnelle atteignant 97,74 % pour le modèle d'ensemble et 97 % pour le LSTM. De plus, l'intégration de

l'informatique en périphérie (fog computing) permet de réduire drastiquement la latence du réseau tout en augmentant le débit pour traiter les menaces en temps réel. Néanmoins, le système présente des limites techniques et pratiques : sa mise au point nécessite une infrastructure de simulation logicielle particulièrement lourde et complexe (associant OMNET++, SUMO et Veins) , couplée à un prétraitement exigeant pour équilibrer les données. Enfin, l'efficacité de ce modèle n'a été prouvée qu'en simulation ; son déploiement à grande échelle dans le monde réel devra encore surmonter les défis intrinsèques aux réseaux VANET (connectivité intermittente, forte mobilité) et prouver qu'il peut optimiser la consommation énergétique des dispositifs IoT de manière durable. [14]

Pham et al. [15] décrivent une approche reposant sur une infrastructure IoT où chaque parking est modélisé comme un nœud réseau équipé de capteurs RFID permettant de détecter en temps réel les entrées et sorties de véhicules ainsi que le taux d'occupation des places. Sur cette base, un algorithme de coût est défini afin d'évaluer une fonction de coût de stationnement $F(\alpha, \beta)$, intégrant notamment la distance entre l'utilisateur et le parking ainsi que la disponibilité des places, dans le but de guider les conducteurs vers l'option la plus optimale en termes d'efficacité et de coût. En cas de saturation d'un parking, un mécanisme de redirection dynamique est activé, exploitant les relations de voisinage entre nœuds afin de proposer automatiquement des alternatives de stationnement pertinentes. L'accès au système est assuré via une interface mobile permettant la réservation de places et la réception d'indications en temps réel, contribuant ainsi à réduire le temps de recherche et la congestion urbaine. Les principaux avantages de cette approche résident dans son efficacité opérationnelle, se traduisant par une diminution du taux d'échec de recherche de stationnement et des temps d'attente, ainsi que dans sa rigueur méthodologique, s'appuyant sur des modèles analytiques basés sur les files d'attente de type M/M/k pour évaluer les performances. En outre, l'intégration de la technologie RFID couplée à une architecture Cloud favorise une meilleure scalabilité et une réduction des coûts de déploiement. Toutefois, le système demeure fortement dépendant de la fiabilité de l'infrastructure IoT et de la couverture réseau mobile des utilisateurs, tandis que les exigences de déploiement et de maintenance des dispositifs RFID et des nœuds réseau représentent une contrainte logistique importante. Enfin, le modèle présente une portée limitée, dans la mesure où il se concentre principalement sur les interactions entre parkings instrumentés sans intégrer de manière

native des facteurs externes tels que les conditions de trafic en temps réel sur le réseau routier .[15]

II.2.3 Fondements algorithmiques et Intelligence Artificielle

Mnih et al. [16] introduisent le “Deep Q-Network” (DQN), marquant l’avènement de l’apprentissage par renforcement profond. Son principe fondamental repose sur l’association d’un réseau de neurones convolutif et du Q-learning pour permettre à un agent d’apprendre des politiques de contrôle directement à partir de perceptions visuelles brutes (les pixels d’un écran Atari 2600), tout en stabilisant l’apprentissage via une mémoire de relecture d’expériences (experience replay) et un réseau cible actualisé périodiquement.

Parmi ses points positifs, cette architecture unique a démontré une efficacité historique en égalant ou surclassant le niveau d’un humain expert sur la majorité de 49 jeux testés, sans aucune modification d’hyperparamètres ou de code d’un jeu à l’autre, prouvant ainsi sa formidable capacité de généralisation. De plus, elle résout brillamment le défi de l’apprentissage de représentations utiles dans des espaces de données à haute dimension. Toutefois, le modèle souffre de limites évidentes, notamment une faible efficacité d’échantillonnage nécessitant des millions de simulations et un coût computationnel massif en temps de calcul pour converger. De surcroît, le DQN peine à maîtriser les tâches exigeant une planification à long terme ou une exploration complexe à récompenses éparses (comme le jeu Montezuma's Revenge), et s’avère hautement sensible au réglage de ses hyperparamètres .[16]

Icarte-Ahumada et al. [17] développent une approche de systèmes multi-agents (Multi-Agent Systems, MAS) appliquée à la gestion du stationnement, dans laquelle chaque véhicule ainsi que chaque place de stationnement sont modélisés comme des agents autonomes et intelligents évoluant dans un environnement numérique distribué. L’allocation des places s’effectue à travers un mécanisme de négociation dynamique entre agents, où les agents représentant les véhicules interagissent directement avec ceux représentant les places disponibles afin de parvenir à une affectation optimale, fondée sur les préférences individuelles des usagers et les contraintes de disponibilité en temps réel. Contrairement aux approches centralisées classiques reposant sur un contrôle unique, la prise de décision

émerge ici de manière décentralisée à partir des interactions locales entre agents, ce qui confère au système une meilleure adaptabilité face aux variations dynamiques du trafic et des conditions urbaines. Les principaux avantages de cette approche résident dans sa flexibilité, sa capacité à gérer efficacement des situations imprévues ainsi que sa forte évolutivité, étant donné que la charge de calcul est distribuée entre les différents agents plutôt que concentrée sur une entité centrale. De plus, le modèle permet une optimisation personnalisée des décisions d'allocation en intégrant des critères spécifiques aux conducteurs, tels que la proximité des places ou les contraintes d'accessibilité. Toutefois, cette approche présente également plusieurs limites, notamment une complexité de conception élevée liée à la définition des protocoles de communication et de négociation entre agents, des défis importants en matière d'interopérabilité entre agents potentiellement hétérogènes, ainsi qu'un manque de maturité scientifique et de validation empirique à grande échelle, les applications des systèmes multi-agents au domaine du stationnement restant encore largement exploratoires et insuffisamment éprouvées en conditions réelles .[17]

Li et al. [18] proposent une architecture de Mobile Edge Computing (MEC) visant à externaliser les tâches de calcul intensives des véhicules vers des serveurs situés à la périphérie du réseau, typiquement au niveau des stations de base, afin de réduire significativement la latence de traitement. Dans ce cadre, un modèle d'apprentissage par renforcement profond (Deep Reinforcement Learning, DRL) est utilisé pour piloter en temps réel les décisions d'allocation des ressources, notamment la répartition des ressources radio et la gestion de la puissance de calcul, sans nécessiter une connaissance préalable complète de l'environnement dynamique. La stratégie adoptée vise une optimisation conjointe de plusieurs objectifs, principalement la minimisation de la consommation énergétique des véhicules et la réduction du délai de traitement des données, tout en s'adaptant aux fluctuations imprévisibles du trafic et des conditions réseau dans les environnements V2X. Les résultats montrent que cette approche améliore à la fois la réactivité du système et son efficacité énergétique, ce qui est particulièrement pertinent pour les applications critiques telles que la conduite autonome et les services connectés. Toutefois, la méthode présente certaines limites, notamment une forte complexité d'entraînement nécessitant une phase initiale coûteuse en ressources de calcul avant convergence vers une politique stable, ainsi

qu'une sensibilité potentielle à la sélection des hyperparamètres pouvant affecter la stabilité de l'apprentissage. Enfin, les performances du système dépendent fortement de la qualité de la couverture réseau et de la densité des infrastructures MEC déployées, ce qui peut limiter sa robustesse dans des environnements urbains hétérogènes .[18]

II.2.4 Modèles de tarification dynamique

Sarker et al. [19] présentent un système de stationnement intelligent innovant combinant des technologies de pointe pour répondre à la congestion urbaine. Son principe repose sur une architecture hybride intégrant l'informatique en périphérie (Edge Computing) et le cloud, connectée via le protocole LoRa (Long Range) à faible consommation énergétique, afin de gérer dynamiquement l'allocation des places et la tarification en temps réel selon la demande. Parmi les points positifs, cette solution se distingue par une efficacité énergétique remarquable des capteurs et une réduction significative de la latence grâce au traitement local des données (Edge), ce qui permet une réactivité accrue du système de guidage des conducteurs. De plus, l'utilisation de LoRa offre une portée de communication étendue tout en minimisant les coûts d'infrastructure par rapport aux réseaux cellulaires classiques. Toutefois, le système fait face à plusieurs limites : la précision de la détection peut être altérée par des conditions environnementales difficiles affectant les capteurs IoT, et la mise en œuvre à grande échelle nécessite une harmonisation complexe entre les nœuds de périphérie et le cloud centralisé. Enfin, bien que le modèle soit robuste, sa dépendance stricte envers une couverture réseau LoRa spécifique peut restreindre son déploiement dans des zones urbaines où les interférences électromagnétiques sont élevées ou dans des environnements denses où la densité des nœuds pourrait saturer la bande passante disponible, posant ainsi des défis de scalabilité .[19]

Arnott & Inci [20] développent une modélisation économique du trafic urbain fondée sur un cadre macroscopique permettant d'analyser les arbitrages entre le stationnement sur voirie, souvent caractérisé par une sous-tarification, et le stationnement hors voirie dans des parkings privés. Dans ce contexte, la stratégie vise à réguler dynamiquement l'offre de stationnement sur voirie afin de réduire les phénomènes de congestion et, en particulier, le phénomène de « cruising for parking », correspondant aux déplacements circulaires des conducteurs à la recherche d'une place disponible. Le modèle introduit une gestion

différenciée selon des niveaux de demande, où, en situation de faible demande, le stationnement sur voirie est privilégié avec un ajustement tarifaire visant à éliminer la recherche inutile de places, tandis qu'en cas de forte demande, ce dernier peut être totalement remplacé par des solutions de stationnement hors voirie afin de préserver la fluidité du trafic. Dans un régime de demande intermédiaire, une allocation combinée des deux types de stationnement est envisagée en fonction des paramètres locaux du système. Cette approche présente plusieurs avantages, notamment une optimisation théorique intégrant les interactions entre le prix du stationnement, la densité du trafic et le coût social associé au temps de recherche, ainsi qu'une analyse de type « second-best » permettant de traiter des situations réalistes où les prix de marché ne reflètent pas les coûts sociaux optimaux, contrairement aux hypothèses de premier rang. Elle constitue également un outil d'aide à la décision pour les autorités publiques dans la détermination des politiques de réduction ou de suppression du stationnement sur voirie afin d'améliorer la fluidité urbaine. Toutefois, le modèle demeure fortement stylisé et repose sur des hypothèses simplificatrices telles que l'homogénéité des usagers et une représentation fixe de la géométrie du réseau, ce qui limite sa transférabilité directe aux environnements urbains réels. De plus, l'absence de données empiriques robustes sur les comportements effectifs de stationnement rend les résultats sensibles aux hypothèses retenues, tandis que la portée de l'étude reste principalement économique, sans intégrer de manière explicite d'autres dimensions importantes telles que les politiques de transport public ou les besoins spécifiques des résidents urbains.[20]

Shoup [21] examine et dénonce la pratique des urbanistes consistant à imposer des exigences minimales de stationnement basées sur la demande de pointe pour un stationnement gratuit, sans tenir compte des coûts de construction faramineux de ces places. Le principe de l'auteur est de supprimer ces minimums obligatoires (qui masquent le coût réel et subventionnent l'automobile) et de tarifier le stationnement sur voirie au prix du marché pour réguler la demande, tout en reversant les revenus générés aux quartiers locaux via des "districts de bénéfices de stationnement". Parmi les points positifs, cette approche permettrait de réduire considérablement le coût de la construction immobilière (notamment des logements), d'améliorer le design urbain, de freiner l'étalement urbain et de diminuer la dépendance à l'automobile ainsi que la pollution. En outre, elle financerait les services

publics locaux. Cependant, cette solution présente des limites : la tarification d'un stationnement traditionnellement gratuit se heurte à une très forte résistance politique si les résidents locaux ne perçoivent pas directement les bénéfices financiers, et les effets positifs sur l'aménagement urbain ne se manifesteront qu'à long terme, une fois que l'offre et la demande se seront ajustées à ces nouveaux prix réels.[21]

II.3 Synthèse comparative des travaux connexes

Afin de donner une vue d'ensemble sur les caractéristiques techniques de la littérature, le tableau suivant dresse une comparaison systématique des quinze contributions selon quatre axes d'analyse : la technologie ou l'algorithme prédominant, les métriques d'évaluation de la performance, l'environnement ou l'outil d'expérimentation utilisé, et enfin la nature de l'architecture logicielle.

Référence	Technologie / Algorithme	Type d'architecture	Outil de simulation
Kotb (2016)	Optimisation MILP	Centralisée	MATLAB
Zheng (2015)	Arbres de régression	Centralisée	Données réelles
Vlahogianni (2016)	Réseaux de neurones	Centralisée	Données empiriques
Barriga (2019)	LPWAN	Centralisée	Testbed
Mnih (2015)	DQN	Centralisée	Arcade Environment
Icarte-Ahumada	Système Multi-Agents	Distribuée	Repast / JADE
Chen (2021)	DRL	Hybride	OpenAI Gym
Vijayalakshmi (2025)	LSTM / IDS	Centralisée	NS-3 / Python
Guo (2019)	Micro-simulation	Distribuée	SUMO
Pham (2015)	Capteurs RFID	Centralisée	Prototype Arduino
Arnott (2006)	Économique	N/A	Analytique
Shoup (2006)	Statistique	N/A	Études de terrain

Tableau II.1 : Synthèse comparative de l'état de l'art.

II.4 Conclusion et positionnement du travail

En conclusion, cet état de l'art met en lumière une transition significative des modèles microéconomiques statiques vers des architectures dynamiques couplant l'Internet des Objets et l'intelligence artificielle. Malgré ces avancées, la prédominance des modèles centralisés, sources de goulots d'étranglement informationnels et de risques accrus en matière de cybersécurité, constitue un frein majeur à l'optimisation des systèmes de stationnement. Afin de pallier ces limites, notre travail de recherche propose une solution d'allocation dynamique reposant sur une architecture distribuée de type multi-agents exploitant le *Deep Reinforcement Learning*. Cette approche novatrice vise à offrir une meilleure scalabilité et une résilience accrue, répondant ainsi aux exigences de complexité et d'efficacité de l'ingénierie des transports moderne.

Chapitre III : Conception et modélisation du système de stationnement intelligent

III.1 Introduction

L'augmentation rapide du nombre de véhicules dans les zones urbaines constitue un problème majeur, entraînant une forte demande en stationnement. La recherche d'une place de parking, pouvant atteindre en moyenne 25 minutes par jour dans certaines villes, engendre une perte de temps significative, une surconsommation de carburant et une hausse des émissions de CO₂, aggravant ainsi la congestion et les impacts environnementaux.[25]

Dans ce contexte, une modélisation hiérarchique de la ville est proposée afin de structurer efficacement le système de stationnement. Cette approche sert de base à l'intégration de techniques d'intelligence artificielle, notamment l'apprentissage par renforcement profond, qui permet une prise de décision dynamique et optimisée sans nécessiter de données étiquetées, en s'adaptant progressivement à l'environnement.

III.2 Architectured'un système de stationnement intelligent :

Le système de stationnement intelligent proposé surveille et gère les parkings afin de rendre le stationnement plus pratique et confortable en guidant les conducteurs vers leur place, réduisant ainsi les embouteillages. Le système se compose de solutions de DRL, de noeuds de fog computing, d'un ensemble de capteurs et d'un logiciel de gestion de parking permettant d'acquérir à la disponibilité et à la tarification des places. Les composants sont connectés sans fil pour transmettre les données au nœud de fog computing, qui les traite. Les sous-sections suivantes détaillent l'architecture et le fonctionnement du système, l'estimation de la disponibilité des places, la sélection des emplacements et les algorithmes de tarification.[4]

L'architecture globale proposée repose sur l'intégration cohérente de trois technologies clés : l'Internet des Objets (IoT), le Fog Computing et le Deep Reinforcement

Learning. Cette combinaison permet de concevoir un système de stationnement intelligent capable de fonctionner efficacement dans un environnement urbain complexe et dynamique.

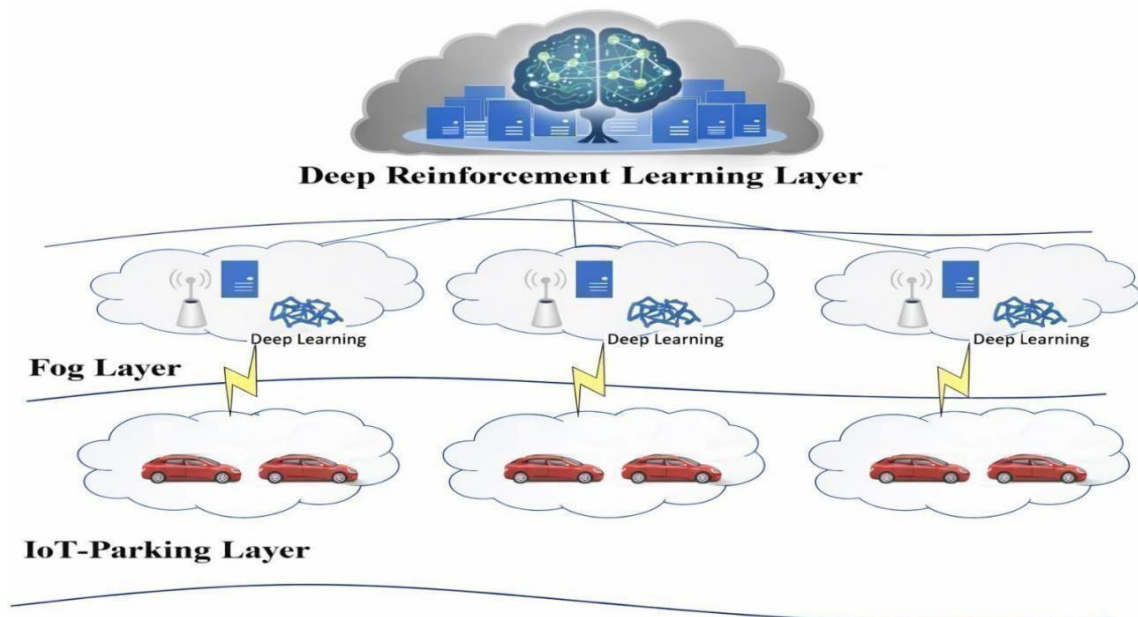


Figure III.1: Modèle conceptuel IoT–Fog–DRL pour l’optimisation du stationnement urbain.[4]

III.2.1 Couche IoT Parking

La couche inférieure est constituée d'un ensemble de capteurs qui surveillent les parkings en détectant les véhicules et en collectant des données sur la zone de stationnement. Différents types de capteurs peuvent être utilisés, installés au sol (par exemple, des capteurs électromagnétiques), au plafond ou sur les piliers de la rue (par exemple, des capteurs à ultrasons et des capteurs visuels). Le choix du capteur le plus adapté dépend du parking et de son environnement. [4]

Les capteurs IoT installés dans les places de stationnement détectent l'occupation ou la libération des espaces, fournissant ainsi des informations précises sur leur disponibilité et transmettent ces données de manière continue vers les niveaux supérieurs du système.

Dans l'architecture proposée, la transmission des données collectées s'effectue à travers des communications V2I (Vehicle-to-Infrastructure), permettant l'échange

d'informations entre les véhicules et les infrastructures intelligentes telles que les RSU et les nœuds Fog. Les véhicules peuvent transmettre des données relatives à leur position ou à leurs demandes de stationnement, tandis que les infrastructures fournissent des informations actualisées concernant la disponibilité des places et les recommandations de stationnement. Cette communication en temps réel améliore l'efficacité de la gestion du stationnement et réduit le temps de recherche d'une place.

La nature dynamique de la disponibilité en tant que donnée IoT présente plusieurs avantages. Elle permet aux conducteurs d'accéder à des informations actualisées et fiables, facilitant leur prise de décision lors de la recherche d'un stationnement. De plus, cette fonctionnalité permet au système de recommandation d'adapter ses suggestions selon les variations de disponibilité, améliorant ainsi l'expérience utilisateur.

III.2.2 Couche de Fog computing

Le Fog Computing constitue la couche intermédiaire entre les capteurs IoT et le cloud. Les nœuds Fog, déployés au niveau des zones ou des stations de stationnement, assurent le traitement local des données collectées. Cette couche vise à fournir une solution robuste répondant aux exigences de contrôle et d'analyse en temps réel. Cela inclut les processus de sélection des places de stationnement, d'estimation de leur disponibilité et de tarification dans le système proposé.

Les nœuds Fog coopèrent également entre eux grâce aux communications I2I (Infrastructure-to-Infrastructure), permettant l'échange des informations entre les différentes infrastructures intelligentes du réseau, telles que les RSU, les parkings connectés et les autres nœuds Fog. Cette communication permet le partage en temps réel des informations concernant l'occupation des places, la disponibilité des parkings et l'état du trafic urbain. Cette coordination améliore la répartition des véhicules entre les différentes zones de stationnement et optimise l'utilisation des ressources disponibles.

L'intégration du Deep Learning au sein de cette couche Fog permet d'exploiter des modèles neuronaux entraînés localement pour la prédiction en temps réel de la disponibilité des places, la détection d'anomalies (comme un stationnement non autorisé) et l'ajustement

dynamique des tarifs en fonction de la demande. Grâce à l'exécution de ces modèles à proximité des capteurs, cette approche réduit la latence, évite la surcharge du réseau et améliore la réactivité du système face aux changements rapides de la demande de stationnement.

III.2.3 Couche de Deep Reinforcement Learning

On utilise l'apprentissage par renforcement profond pour améliorer la répartition des places de stationnement en temps réel. Le schéma proposé combine Internet des Objets (IoT) et Fog Computing pour récolter, traiter et analyser les données des différents capteurs déployés dans les villes. Les appareils IoT déployés dans les parkings détectent si les places sont prises ou non, traitent les demandes des utilisateurs, puis envoient cette information aux nœuds Fog situés à proximité des routes. Les nœuds Fog traitent les données pour réduire le délai et aider à la prise de décision plus rapidement. Dans ce système, chaque parking est vu comme un agent intelligent qui voit la situation du système, c'est-à-dire la disponibilité des places, la distance entre la voiture et le parking, et la demande à venir. Sur la base de cette information, la prise de décision se déplace en fonction de la répartition des places en utilisant le modèle d'apprentissage par renforcement profond, ce qui change la manière de faire en fonction d'un système de récompense. Ce système se base sur l'efficacité générale, le temps mis pour trouver une place, et la répartition entre le nombre de places.

III.3 Système proposé

L'augmentation du nombre de véhicules en circulation entraîne une demande croissante de places de stationnement. Les solutions de stationnement intelligent peuvent répondre à ces problèmes. Elles constituent l'un des cas d'utilisation les plus courants du concept de ville intelligente et visent à améliorer la qualité de vie tout au long de la vie urbaine.

La ville est modélisée comme un système urbain hiérarchique et distribué, composé de plusieurs niveaux interdépendants. Au niveau le plus global, la ville est divisée en plusieurs zones géographiques, chaque zone regroupe un ensemble de stationnement, et chaque station est constituée de plusieurs places de parking individuelles.



Figure III.2: Architecture globale du système de stationnement intelligent

Chaque zone dans la ville a plusieurs stations pour se garer, et chaque station a de nombreuses places dotées de capteurs IoT. Cette structure aide à gérer le stationnement de manière efficace tout en maintenant une bonne coordination au sein de chaque zone.



Figure III.3 : Subdivision d'une zone de stationnement en stations locales.[35]

Chaque place pour se garer a des capteurs IoT qui peuvent voir en direct si un véhicule est garé, combien de temps il y reste, et quand les voitures entrent ou sortent. Ces informations sont envoyées aux stations appropriées, puis rassemblées par la station principale de la zone. Les capteurs IoT jouent donc un rôle essentiel dans le système en surveillant constamment le parking de la ville.



Figure III.4 : Identification des places de stationnement libres et occupées [35]

Dans chaque zone, une station de stationnement est désignée comme station principale selon plusieurs critères, notamment son positionnement stratégique, sa capacité de traitement, la fiabilité de sa connectivité réseau et sa stabilité opérationnelle. Cette station principale agit comme un centre de coordination du système, chargé de superviser l'ensemble des stations secondaires de la zone. Elle collecte et agrège les données provenant des différentes stations afin de construire une vision globale de l'état du stationnement à l'échelle de la zone. Cette vision comprend notamment le nombre de places disponibles, le taux d'occupation en temps réel, les flux de circulation des véhicules ainsi que les prévisions de la demande future. Une telle vue globale est essentielle pour optimiser la prise de décision et assurer une gestion cohérente et efficace du stationnement.

Lorsqu'un ou plusieurs véhicules arrivent dans une zone urbaine équipée du système de stationnement intelligent, le processus de gestion du stationnement est immédiatement déclenché. Le véhicule transmet une requête au système, contenant l'ensemble de ses préférences et contraintes, à savoir : la durée souhaitée de stationnement, le coût maximal acceptable, le temps maximal pour accéder à la place, ainsi que la préférence concernant l'emplacement. Le système de stationnement intelligent proposé s'appuie sur une architecture distribuée structurée en trois phases fondamentales : la collecte des données,

l'analyse des informations et le traitement décisionnel. Cette architecture est organisée de manière hiérarchique autour d'une station leader, responsable de la coordination des opérations au niveau de chaque zone de stationnement.

III.3.1 Phase de collecte des données

La phase de collecte constitue l'étape initiale du processus de gestion du stationnement intelligent. Elle permet à la station leader, agissant comme un nœud Fog, de disposer d'une vision globale et actualisée de l'état des places de stationnement ainsi que des requêtes des véhicules. Les informations collectées incluent notamment la disponibilité des emplacements, leur durée d'occupation et le flux de véhicules dans chaque zone.

Ces données sont d'abord consolidées au niveau des stations locales, puis transmises à la station leader, ce qui permet de réduire la latence et d'assurer des décisions rapides et pertinentes. Par ailleurs, dans une logique de coopération interzones, la station leader partage périodiquement avec les stations leaders voisines les informations relatives à l'état de son parking (disponibilité, taux d'occupation, dynamique de trafic), et non les requêtes des véhicules.

Trois approches principales d'échange des informations entre stations leaders sont envisagées :

1. **Approche basée sur un seuil N modifications** : les informations sont accumulées jusqu'à atteindre un volume prédéfini N avant un envoi groupé vers les stations leaders voisines. Cette méthode réduit les échanges réseau et optimise la bande passante, mais peut engendrer un délai de mise à jour en cas de faible activité.
2. **Approche basée sur une période T** : les informations sont transmises à intervalles de temps fixes TTT, garantissant une mise à jour régulière de l'état des parkings voisins. Toutefois, l'efficacité réseau peut varier en fonction du niveau de trafic.
3. **Approche hybride (N+T)** : cette approche combine les deux précédentes en déclenchant la transmission dès que le seuil N est atteint ou que la période T est écoulée. Elle offre ainsi un compromis entre réactivité et optimisation des ressources, tout en

s'adaptant dynamiquement aux variations de trafic, au prix d'une complexité de paramétrage plus élevée.

Cette architecture flexible favorise une meilleure coopération entre zones de stationnement et permet d'optimiser l'allocation des ressources tout en garantissant une gestion efficace dans des environnements dynamiques.

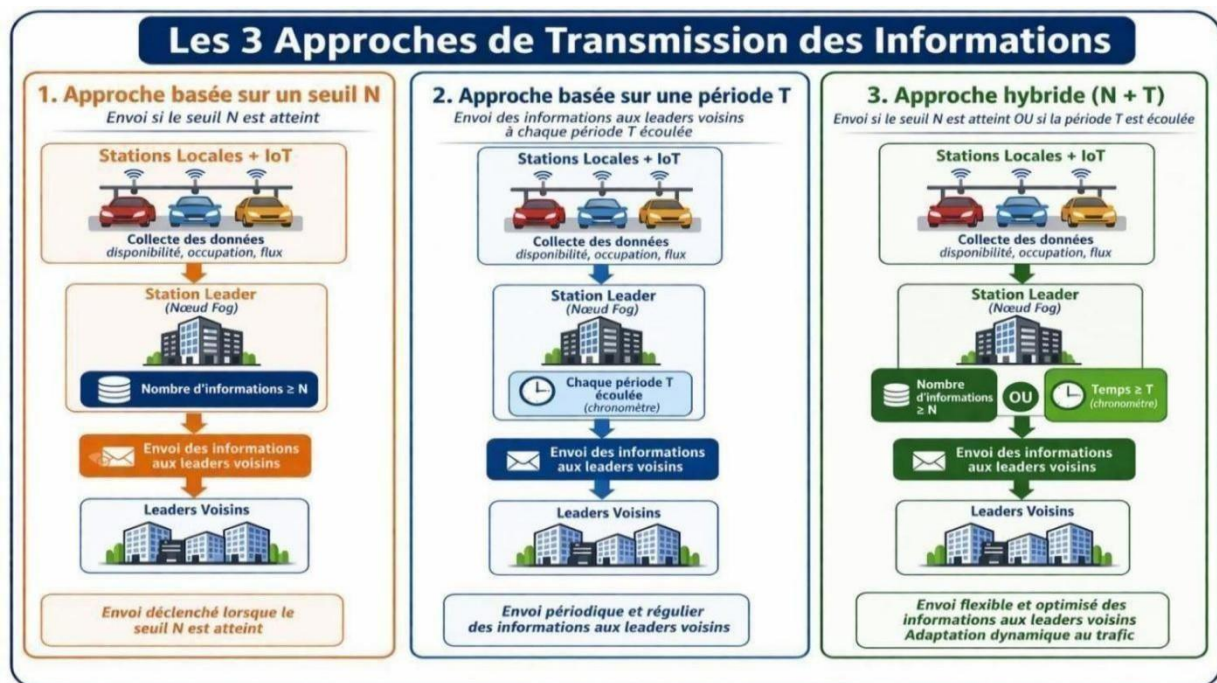
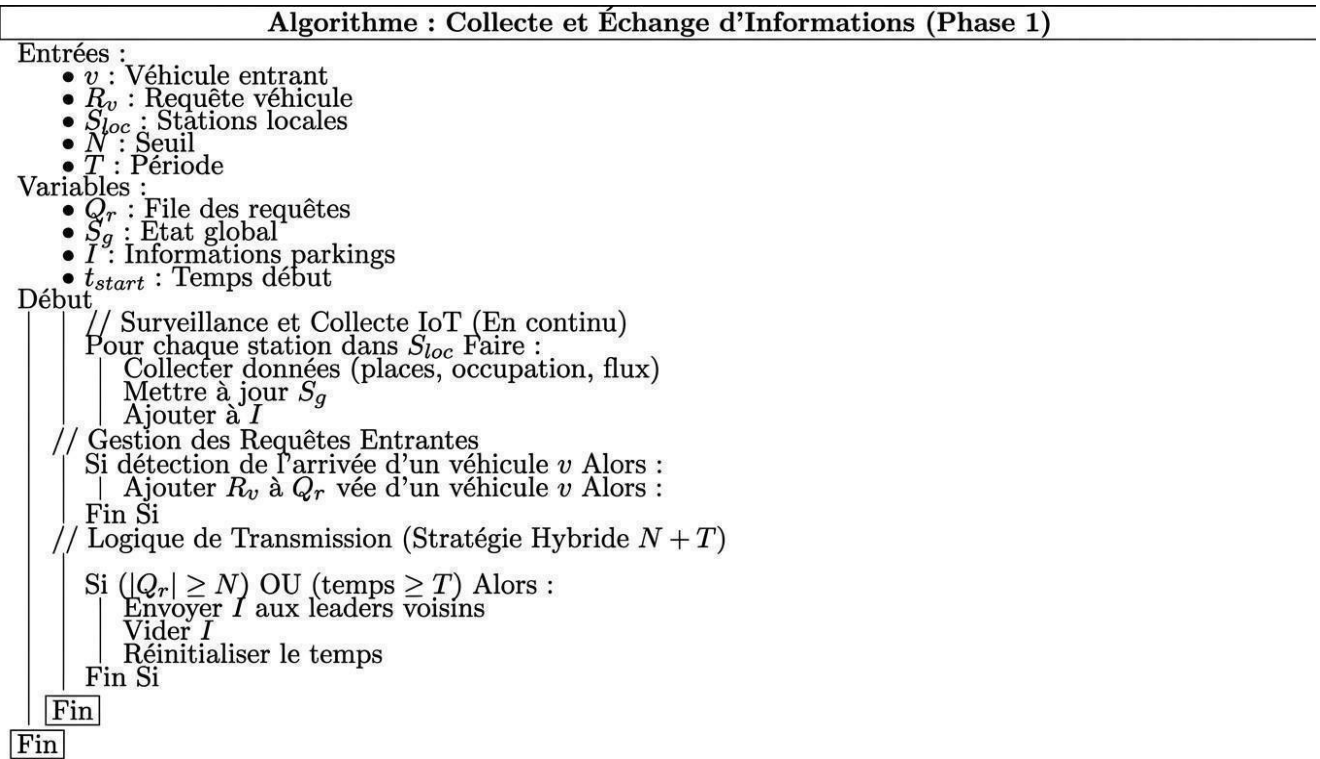


Figure III.5 : Schéma de communication entre stations leaders selon les approches N, T et hybride N+T

III.3.1.1 Algorithme 1 : Collecte des données



III.3.2 Phase d'analyse

La phase d'analyse a pour objectif de transformer les données d'entrée en une représentation structurée sous forme d'un ensemble d'actions candidates évaluées. Elle débute par l'extraction des véhicules actifs à partir de la file des requêtes, suivie de l'identification des places de stationnement admissibles.

Ensuite, pour chaque véhicule, un processus de filtrage est appliqué afin de ne considérer que les places satisfaisant les contraintes d'admissibilité (compatibilité véhicule-place). Cette étape permet de réduire efficacement l'espace de recherche.

Pour chaque couple admissible (véhicule, place), plusieurs critères sont évalués, notamment la distance, la compatibilité, le niveau d'occupation et le temps d'accès. Ces critères sont traduits en scores partiels, puis combinés à l'aide de coefficients pondérés afin de calculer un score global représentant la pertinence de l'affectation.

L'ensemble des couples (véhicule, place) ainsi évalués est ensuite stocké sous forme

d'une liste d'actions candidates. Enfin, ces actions sont triées par ordre décroissant de score afin de fournir une base structurée pour la phase de prise de décision.

III.3.2.1 Algorithme 2 : Analyse des données

Algorithme : Phase d'Analyse

Début

Entrées : • S_g : ensemble des places admissibles
• Q_r : file des requêtes (véhicules) • $\alpha, \beta, \gamma, \delta$: coefficients

Variables : V : véhicules actifs • A : liste des actions candidates

Sortie : • A : liste (véhicule $\rightarrow$ place, score)

1. Extraction des véhicules $V \leftarrow \text{extraction_véhicules}(Q_r)$

2. Initialisation $A \leftarrow \emptyset$

3. **Generation et évaluation des actions candidates**

POUR chaque véhicule $v_i \in V$ **FAIRE**

POUR chaque place $p_j \in S_g$ **FAIRE**

SI $\text{admissible}(v_i, p_j)$ **ALORS**

 // Calcul des scores

$S_{c1} \leftarrow f(\text{distance}(v_i, p_j))$

$S_{c2} \leftarrow f(\text{compatibilite}(v_i, p_j))$

$S_{c3} \leftarrow f(\text{occupation}(p_j))$

$S_{c4} \leftarrow f(\text{temps.accès}(v_i, p_j))$

$\text{Score}_{ij} \leftarrow \alpha \cdot S_{c1} + \beta \cdot S_{c2} + \gamma \cdot S_{c3} + \delta \cdot S_{c4}$

 Ajouter $(v_i, p_j, \text{Score}_{ij})$ à A

FIN SI

FIN POUR

FIN POUR

4. **Classement**

 Trier A par ordre décroissant de Score_{ij}

5. **Sortie**

Retourner A

Fin

III.3.3 Phase de traitement

La phase de traitement représente l'étape de décision du système. Elle reçoit une liste d'actions candidates sous forme de triplets (véhicule, place, score) provenant de la phase d'analyse.

L'algorithme sélectionne les affectations finales en attribuant une place à un véhicule uniquement si le véhicule et la place sont encore disponibles, afin d'éviter les conflits. Ainsi, chaque véhicule est associé à une seule place et chaque place n'est attribuée qu'à un seul véhicule.

En cas de saturation d'une zone de stationnement, le système redirige le véhicule vers une autre zone disposant de places libres afin d'assurer la continuité du service et de réduire la congestion.

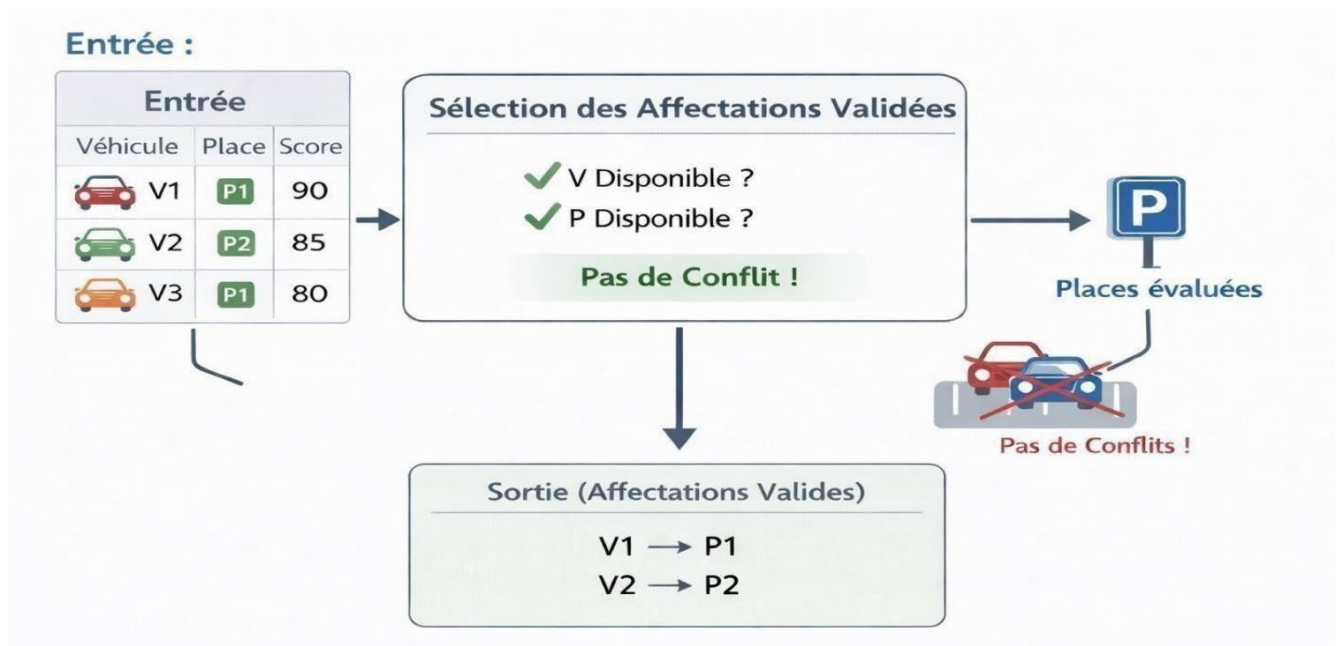


Figure III.6 : Processus de sélection et de validation des affectations de stationnement dans le système

III.3.3.1 Algorithme 3: Traitement intelligent par DRL

Algorithme 4 : Phase de Traitement Greedy(A)	
Entrée	: A = ensemble des actions candidates ($v, p, score$)
Sortie	: A^* = ensemble des affectations optimales
Variables	: V_{used} : ensemble des véhicules déjà affectés P_{used} : ensemble des places déjà utilisées Z_{alt} : zones alternatives disponibles A^* : solution finale
1. Début 2. $V_{used} \leftarrow \emptyset$ 3. $P_{used} \leftarrow \emptyset$ 4. $A^* \leftarrow \emptyset$ 5. Pour chaque (v, p, s) dans A faire 6. Si ($v \notin V_{used}$) ET ($p \notin P_{used}$) alors 7. Ajouter (v, p, s) à A^* 8. $V_{used} \leftarrow V_{used} \cup \{v\}$ 9. $P_{used} \leftarrow P_{used} \cup \{p\}$ 10. Sinon 11. Si aucune place disponible dans la zone courante alors 12. Rechercher une zone alternative Z_{alt} 13. Rediriger le véhicule v vers Z_{alt} 14. Fin Si 15. Fin Si 16. Fin Pour 17. Retourner A^* 18. Fin	

III.4 Tarification dynamique

III.4.1 Introduction

Dans les environnements urbains modernes, la gestion du stationnement représente un défi majeur en raison de la variabilité de la demande, des ressources limitées et des contraintes réglementaires évolutives. Les systèmes traditionnels reposent généralement sur une tarification statique, caractérisée par un prix fixe indépendant du taux d'occupation ou du contexte temporel. Cette approche montre rapidement ses limites, notamment en période de forte affluence où elle ne permet ni de réguler efficacement la demande ni d'optimiser l'utilisation des places disponibles.

Deux questions fondamentales se posent dans ce contexte :

1. Le système peut-il s'adapter aux fluctuations annuelles des ressources disponibles ?
2. Le modèle peut-il ajuster dynamiquement son fonctionnement face à des restrictions variables et évolutives ?

Pour répondre à ces interrogations, nous proposons un système intelligent de tarification dynamique, fondé sur une architecture adaptative intégrant un mécanisme d'apprentissage continu. Le prix du stationnement devient ainsi une variable décisionnelle dynamique, ajustée en temps réel selon l'état courant du système. L'intégration du Deep Reinforcement Learning (DRL) permet au modèle d'optimiser progressivement ses décisions tarifaires et de s'adapter aux changements structurels et réglementaires.

III.4.2 Principe Fondamental du Système

Le système proposé repose sur un mécanisme d'ajustement dynamique du prix du stationnement, déterminé en fonction de l'état courant du réseau de stations. Contrairement aux approches traditionnelles fondées sur une tarification fixe et indépendante du contexte opérationnel, le prix devient ici une variable décisionnelle adaptative, continuellement recalculée en fonction des conditions réelles du système.

L'objectif principal est de transformer le prix en un levier stratégique de régulation, permettant d'équilibrer l'offre et la demande tout en optimisant les performances économiques du réseau de stationnement.

À chaque instant t , le système construit une représentation de son état global à partir d'un ensemble de paramètres observés en temps réel. Les principaux facteurs pris en considération sont:

- Le taux d'occupation des places, qui reflète le niveau de saturation du système ;
- La période horaire, distinguant notamment les heures creuses et les heures de pointe ;
- La localisation géographique de la zone (centre-ville, zone commerciale, résidentielle ou périphérique) ;
- La capacité disponible, susceptible de varier en fonction de contraintes structurelles ou opérationnelles ;
- Les contraintes réglementaires actives, telles que les plafonds tarifaires ou les restrictions spécifiques ;
- La durée prévue de stationnement, influençant la rotation des véhicules.

Le mécanisme de tarification repose sur une logique d'adaptation progressive. Lorsque la demande augmente et que le taux d'occupation se rapproche d'un seuil critique de saturation, le système majore progressivement le prix. Cette augmentation vise à modérer la demande, à limiter la congestion et à maintenir un taux d'occupation proche d'un niveau optimal prédéfini.

À l'inverse, en période de faible affluence, le système applique une réduction tarifaire afin d'améliorer l'attractivité de la zone et d'augmenter l'utilisation des places disponibles. Cette stratégie permet d'éviter les situations de sous-exploitation et d'améliorer la rentabilité globale de l'infrastructure.

Ainsi, le prix n'est plus considéré comme une valeur statique, mais comme un instrument de contrôle dynamique intégré au processus décisionnel. Il devient un outil de régulation adaptatif, capable de répondre aux fluctuations temporelles, spatiales et structurelles du système de stationnement.

Ce principe constitue le fondement de l'architecture proposée et prépare l'intégration d'un mécanisme d'apprentissage continu, permettant au modèle d'améliorer progressivement ses décisions tarifaires en fonction des performances observées.

III.4.3 Mécanisme de tarification dynamique basé sur le DRL dans le système proposé

Dans le système de stationnement intelligent proposé, la tarification du stationnement n'est pas déterminée par une formule statique ou prédéfinie. Elle est calculée de manière dynamique à l'aide d'un agent de Deep Reinforcement Learning (DRL) intégré au niveau de la station leader, qui dispose d'une vision globale de l'état du système.

Cette approche permet au système d'adapter automatiquement les prix en fonction des conditions réelles du parking, telles que le niveau de demande, la disponibilité des places et les contraintes opérationnelles. L'objectif principal de ce mécanisme est d'optimiser simultanément plusieurs critères, notamment

:

- L'amélioration de l'utilisation des places de stationnement,
- La réduction de la congestion dans les zones urbaines,
- L'amélioration de l'expérience des conducteurs,
- La maximisation des revenus générés par le système.

Dans l'architecture proposée, le mécanisme de tarification dynamique intervient principalement dans la phase de traitement, après l'identification des places de stationnement admissibles pour un véhicule donné. Une fois les places disponibles déterminées, le système calcule le prix de stationnement associé à chaque place en tenant compte de l'état global du système.

Le fonctionnement de ce mécanisme repose sur un processus d'apprentissage interactif entre l'agent DRL et l'environnement du parking. À chaque instant, l'agent observe l'état du système, prend une décision

concernant le prix à appliquer, puis évalue les conséquences de cette décision afin d'améliorer progressivement sa stratégie de tarification.

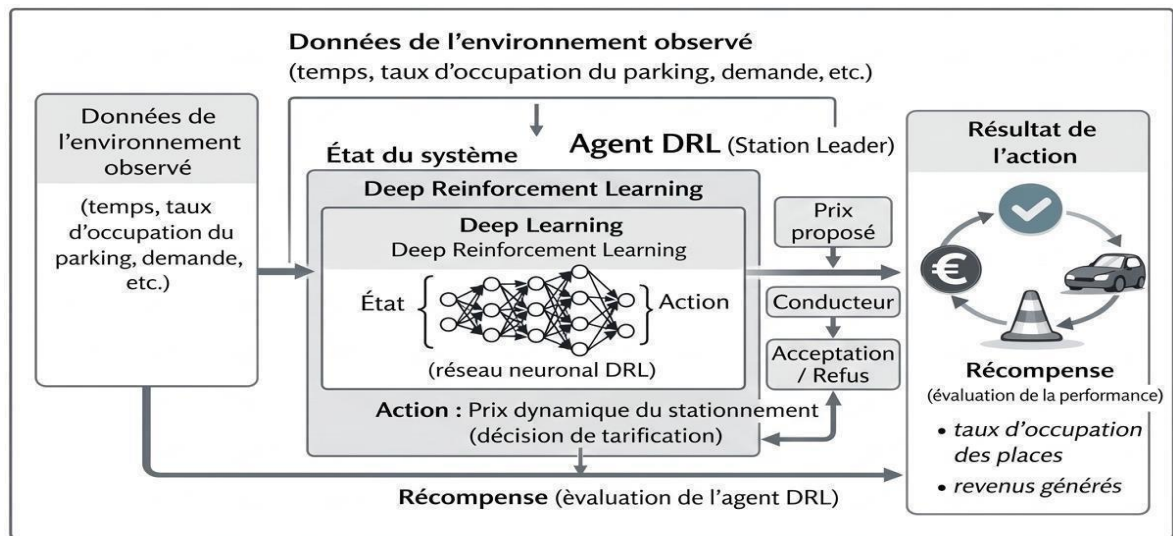


Figure III.7 : Architecture du mécanisme de tarification dynamique basé sur le DRL dans le système de stationnement intelligent proposé

III.4.4 Observation de l'état du système

La première étape consiste à observer l'état global du système de stationnement à un instant donné.

Cet état, noté $S(t)$, est construit à partir des informations collectées par les capteurs IoT et les stations locales.

Ces informations sont ensuite agrégées au niveau de la station leader afin de former une représentation complète de l'environnement. L'état du système peut inclure plusieurs paramètres, notamment :

$$S(t) = (O(t), Av(t), D(t), H(t), Td(t), L(t))$$

Où:

- $O(t)$: le taux d'occupation des places de stationnement ;
- $Av(t)$: le nombre de places disponibles ;
- $D(t)$: la demande actuelle de stationnement ;
- $H(t)$: l'heure de la journée ;
- $Td(t)$: la durée de stationnement demandée par le conducteur ;
- $L(t)$: la localisation de la place ou de la station.

Le taux d'occupation est calculé comme suit :

$$O(t) = N_{tot} / N_{occ}(t)$$

Où $N_{occ}(t)$ désigne le nombre de places occupées à l'instant t , et N_{tot} le nombre total de places du système.

Le nombre de places disponibles est donné par :

$$Av(t) = N_{tot} - N_{occ}(t)$$

La localisation peut également être exprimée sous forme de coordonnées spatiales :

$$L(t) = (x(t), y(t))$$

Où $x(t)$ et $y(t)$ représentent les coordonnées de la place dans la zone urbaine.

Cette représentation permet à l'agent d'apprentissage de comprendre la situation actuelle du parking avant de prendre une décision.

III.4.5 Décision du prix de stationnement

Une fois l'état du système déterminé, il est transmis à l'agent de Deep Reinforcement Learning. À partir de cet état $S(t)$, l'agent sélectionne une action $A(t)$.

Dans ce système, l'action correspond au prix du stationnement proposé :

$$A(t)=P(t)$$

Où $P(t)$ représente le prix dynamique appliqué à la place de stationnement.

Le prix n'est pas déterminé par une règle fixe prédéfinie, mais par une politique de décision apprise par l'agent DRL à partir de ses interactions avec l'environnement. Ainsi, le prix dynamique peut être exprimé comme une fonction de l'état courant du système :

$$P(t)=\pi(S(t))$$

Où π désigne la politique de décision de l'agent. En d'autres termes, l'agent analyse les informations contenues dans $S(t)$, notamment le taux d'occupation $O(t)$, le nombre de places disponibles $Av(t)$, la demande actuelle $D(t)$, l'heure de la journée $H(t)$, la durée demandée $Td(t)$ et la localisation $L(t)$, puis sélectionne le prix le plus approprié.

Le prix est déterminé par l'agent de manière à optimiser simultanément plusieurs objectifs, notamment l'amélioration de l'utilisation des places de stationnement, la réduction de la congestion dans la zone urbaine et la maximisation des revenus générés par le système.

Afin de garantir la stabilité du système et d'éviter des variations excessives du prix, le prix dynamique doit respecter certaines contraintes opérationnelles et réglementaires. Ainsi, le prix appliqué est limité par un intervalle prédéfini :

$$P_{min} \leq P(t) \leq P_{max}$$

Où :

- P_{min} représente le prix minimum autorisé du stationnement ;
- P_{max} représente le prix maximum autorisé ;
- $P(t)$ correspond au prix dynamique déterminé par l'agent DRL à l'instant

III.4.6 Application du prix et interaction avec le conducteur

Après la détermination du prix, le système transmet au conducteur une proposition comprenant :

- La place de stationnement disponible,
- Le prix associé,
- Les informations relatives à la durée et à l'emplacement.

Le conducteur peut alors accepter ou refuser cette offre. Cette interaction constitue une étape importante, car elle influence directement l'évolution de l'état du système.

En effet, l'acceptation de l'offre entraîne l'occupation de la place et la génération de revenus, tandis qu'un refus peut conduire à la recherche d'une alternative.

III.4.7 Observation du résultat de la décision

Une fois la décision appliquée, le système observe les conséquences de l'action choisie.

Cette observation permet d'évaluer l'impact réel du prix proposé. Parmi les indicateurs observés, on peut citer :

- L'acceptation ou le refus de l'offre par le conducteur,
- La durée effective du stationnement,
- L'évolution du taux d'occupation du parking,

- Les revenus générés.

Ces informations permettent d'évaluer la pertinence de la décision prise par l'agent.

III.4.8 Calcul de la récompense

À partir des résultats observés, le système calcule une récompense, notée $R(t)$, qui mesure la performance de la décision.

Une formulation simple de la récompense peut être donnée par :

$$R(t) = \alpha \text{ Rev}(t) + \beta O(t) - \gamma \text{ Cong}(t)$$

Où:

- $\text{Rev}(t)$ Les revenus générés par le stationnement
- $O(t)$ Le niveau d'occupation des places
- $\text{Cong}(t)$ Niveau de congestion dans la zone.
- α , β et γ sont des coefficients qui permettent de donner plus ou moins d'importance à chaque facteur.

Le revenu généré peut être calculé par :

$$\text{Rev}(t) = P(t) \times T_d(t)$$

Où $P(t)$ est le prix dynamique appliqué et $T_d(t)$ la durée de stationnement

demandée. Ainsi, la récompense peut aussi s'écrire :

$$R(t) = \alpha (P(t) \times T_d(t)) + \beta O(t) - \gamma \text{ Cong}(t)$$

Une décision efficace produira une récompense positive, tandis qu'une décision inefficace entraînera une récompense plus faible ou négative.

III.4.9 Mise à jour du modèle d'apprentissage

Dans la dernière étape, l'agent DRL met à jour son modèle d'apprentissage en utilisant l'expérience obtenue.

Chaque interaction avec l'environnement produit une transition de la forme :

$$(S(t), A(t), R(t), S(t+1))$$

Où :

- $S(t)$ est l'état initial du système,
- $A(t)$ est l'action choisie (le prix appliqué),
- $R(t)$ est la récompense obtenue,
- $S(t+1)$ est le nouvel état du système après l'action.

Ces informations sont utilisées pour mettre à jour les paramètres du réseau neuronal afin d'améliorer progressivement la stratégie de tarification.

III.4.10 Algorithme : Tarification Dynamique Basée sur le DRL pour le Système de Stationnement Intelligent Proposé

Cet algorithme décrit le fonctionnement du mécanisme de tarification dynamique basé sur le Deep Reinforcement Learning dans le système de stationnement intelligent proposé. L'agent DRL, situé au niveau de la station leader, observe en permanence l'état global du parking et prend des décisions concernant le prix du stationnement.

À chaque instant, l'agent sélectionne un prix dynamique en fonction des conditions du système. Ensuite, il observe la réaction du conducteur et les conséquences de cette décision sur le taux d'occupation et les revenus. Ces informations sont utilisées pour calculer une récompense qui permet de mettre à jour le modèle d'apprentissage.

Grâce à ce processus d'apprentissage continu, le système est capable d'améliorer progressivement sa stratégie de tarification afin d'optimiser l'utilisation des places de stationnement et les performances globales du système.

Algorithme Tarification_Dynamique

Entrées : $S(t)$, P_{min} , P_{max}

Sorties : $P(t)$, système intelligent mis à jour

```

1 Initialiser le système intelligent
2 Pour chaque instant  $t$  faire
3   Observer  $S(t)$ 
4   Calculer  $P(t)$ 
5    $P(t) \leftarrow \max(P_{min}, \min(P(t), P_{max}))$ 
6   Envoyer l'offre de stationnement
7   Observer la réponse du système
8   Calculer  $R(t)$ 
9   Observer  $S(t+1)$ 
10  Mettre à jour le système intelligent avec  $(S(t), P(t), R(t), S(t+1))$ 
11 Fin Pour
    Fin Algorithme

```

a) Cas d'étude 1 : Période normale (demande moyenne)

Considérons un véhicule qui arrive au parking à 10h00 et quitte à 11h30.

- État précédent : prix du parking = 80 DA/h
- Demande observée : taux d'occupation = 60 % (demande moyenne)
- Durée souhaitée: 1,5 h
- Prix dynamique final: 80 DA/h
- Coût total pour le véhicule :

$$\Pi = 80 \times 1,5 = 120 \text{ DA}$$

Algorithme 1 : Tarification dynamique en période normale

```
1  état ← état de l'environnement
2  tarr ← temps d'arrivée du véhicule
3  tdep ← temps de départ du véhicule
4  durée ← tdep − tarr
5  observer le taux d'occupation et la demande
6  action ← Agent_DRL(état)
7  prix ← action
8  prix_total ← prix × durée
9  récompense, état' ← Retour_environnement(prix_total)
10 mise à jour du modèle DRL avec (état, action, récompense, état')
```

b) Cas d'étude 2 : Heure de pointe (demande élevée)

Considérons un véhicule qui arrive à 11h45 et quitte à 14h00.

- État précédent : prix initial = 90 DA/h (11h45–12h00), puis 110 DA/h (12h00–14h00)
- Demande observée : taux d'occupation = 70 % → 90 %
- Durée totale : 2,25 h (135 min)

Intervalle 1 : 11h45 – 12h00 (période intermédiaire)

- Prix dynamique final : 90 DA/h
- Coût pour l'intervalle:

$$\Pi_1 = 90 \times 0,25 = 22,5\text{DA}$$

Intervalle 2 : 12h00 – 14h00 (heure de pointe)

- Prix dynamique final : 110 DA/h
- Coût pour l'intervalle:

Coût pour le véhicule $\Pi_2 = 110 \times 2 = 220\text{DA}$

$$\Pi_{\text{total}} = 22,5 + 220 = 242,5\text{DA}$$

Algorithme 2: Tarification dynamique pendant l'heure de pointe

```
1   $\text{état} \leftarrow$  état de l'environnement
2   $t_{arr} \leftarrow$  temps d'arrivée
3   $t_{dep} \leftarrow$  temps de départ
4  diviser la durée de stationnement en intervalles
5   $\text{prix\_total} \leftarrow 0$ 
6  pour chaque intervalle  $i$  faire
7       $\text{état}_i \leftarrow$  observer l'état du système
8       $\text{action}_i \leftarrow \text{Agent\_DRL}(\text{état}_i)$ 
9       $\text{prix}_i \leftarrow \text{action}_i$ 
10      $\text{durée}_i \leftarrow$  durée de l'intervalle
11      $\text{coût}_i \leftarrow \text{prix}_i \times \text{durée}_i$ 
12      $\text{prix\_total} \leftarrow \text{prix\_total} + \text{coût}_i$ 
13     récompense,  $\text{état}' \leftarrow \text{Retour\_environnement}(\text{coût}_i)$ 
14 fin
15 mise à jour du modèle DRL avec les expériences collectées
```

Les résultats obtenus mettent en évidence l'efficacité de l'approche basée sur le Deep Reinforcement Learning (DRL) pour la gestion de la tarification dans les systèmes de stationnement intelligents. Contrairement aux approches de tarification statiques traditionnellement utilisées dans les infrastructures de stationnement conventionnelles, cette approche permet d'ajuster dynamiquement le prix du stationnement en fonction des variations de la demande et du taux d'occupation des places disponibles.

Grâce à ce mécanisme adaptatif, le système est en mesure d'ajuster les prix en temps réel afin de favoriser une utilisation plus équilibrée des ressources de stationnement et de contribuer à la réduction de la congestion dans les environnements urbains. Par ailleurs, l'intégration d'un modèle basé sur le Deep Reinforcement Learning permet au système d'améliorer progressivement ses performances en apprenant à partir des interactions successives avec l'environnement, ce qui conduit à une amélioration continue de la qualité des décisions de tarification.

Toutefois, l'efficacité globale du système demeure étroitement liée à la qualité et à la fiabilité des données collectées par les capteurs IoT. Des informations précises concernant l'état d'occupation des places de stationnement ainsi que les flux de véhicules sont essentiels pour permettre à l'agent d'apprentissage de prendre des décisions pertinentes et

adaptées aux conditions réelles du système. En outre, le processus d'apprentissage du modèle DRL requiert une phase d'entraînement suffisamment longue afin de permettre à l'agent de converger vers une politique de tarification optimale.

III.7 Conclusion

Ce chapitre a présenté la conception et la modélisation d'un système de stationnement intelligent reposant sur une architecture intégrée combinant l'Internet des Objets (IoT), le Fog Computing et le Deep Reinforcement Learning (DRL). Une structure hiérarchique distribuée a été proposée afin d'assurer une gestion efficace des zones de stationnement, depuis la collecte des données jusqu'au processus de prise de décision.

Les différentes phases du système, à savoir la collecte, l'analyse et le traitement des données, ont été détaillées afin de mettre en évidence le fonctionnement global de l'architecture proposée. En outre, l'intégration d'un mécanisme de tarification dynamique basé sur le DRL a permis d'introduire une approche adaptative capable d'ajuster les prix en temps réel selon l'état du système, la demande et les contraintes opérationnelles.

Ainsi, cette architecture vise à améliorer l'utilisation des ressources de stationnement, à réduire la congestion urbaine et à optimiser la qualité de service offerte aux conducteurs. Cette conception constitue une base solide pour la phase suivante consacrée à l'implémentation, à la simulation et à l'évaluation des performances du système proposé.

Chapitre IV : Implémentation, simulation et évaluation des performances du système

IV.1 Introduction

Ce chapitre constitue le cœur technique du présent mémoire. Après avoir établi, dans les chapitres précédents, les fondements théoriques du stationnement intelligent et procédé à une analyse comparative des solutions existantes, nous nous attachons ici à décrire en détail la conception et l'implémentation effective du système Smart Parking développé dans le cadre de ce travail.

L'objectif principal de ce chapitre est de présenter, de façon méthodique et reproductible, l'ensemble des choix d'implémentation retenus, depuis la configuration de l'environnement de simulation jusqu'au déploiement de l'interface web de visualisation. Nous veillerons à justifier chaque décision technologique au regard des contraintes identifiées lors de la phase d'analyse, notamment la nécessité de simuler un trafic urbain réaliste, de gérer des données en temps réel et de proposer une interface accessible aux utilisateurs finaux.

IV.2 Environnement de développement

La mise en œuvre du système Smart Parking a nécessité l'utilisation d'un ensemble cohérent de technologies, de frameworks et de plateformes de simulation afin d'assurer le développement, l'intégration et l'évaluation du système proposé. L'environnement de développement adopté vise à garantir la modularité, la flexibilité ainsi que la communication en temps réel entre les différents composants de l'architecture.

IV.2.1 Visual Studio Code

Visual Studio Code est un éditeur de code extensible développé par Microsoft pour Windows, Linux et MacOS, c'est un éditeur de code source qui peut être utilisé avec une variété de langages de programmation, notamment Java,

JavaScript, Go, Node.js et C++. Il est basé sur le framework Électron, qui est utilisé pour développer des applications Web Node Js. Le logiciel prend en charge le Windows



Subsystem for Linux et permet ainsi, par exemple, de programmer facilement en C/C++ depuis un ordinateur Windows 10.

Dans notre projet nous avons utilisé Visual Studio Code version 1.108.2 comme un éditeur de texte pour éditer du code html et css , javascript.[32]

IV.2.2 Langage HTML



Le HTML5, pour HyperText Markup Language 5, est une version du célèbre format HTML utilisé pour concevoir les sites Internet. Celui-ci se résume à un langage de balisage qui sert à l'écriture de l'hypertexte indispensable à la mise en forme d'une page Web.[33]

Dans notre projet nous avons utilisé le langage html 5 comme langage de base pour une page web.

IV.2.3 Langage CSS

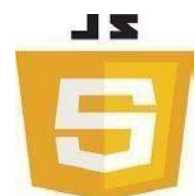


Le CSS pour Cascading Style Sheets, est un langage informatique utilisé sur Internet pour la mise en forme de fichiers et de pages HTML.

On le traduit en français par feuilles de style en cascade. [34]

Dans notre projet nous avons utilisé css3 comme outil de design pour le frontend des pages web.

IV.2.4 Langage Javascript



JavaScript est un langage de programmation de scripts principalement employé dans les pages web interactives et à ce titre est une partie essentielle,

Des applications web. Avec les technologies HTML et CSS, javascript est parfois considéré comme l'une des technologies cœur du World Wide Web.

C'est un langage orienté objet à prototype : les bases du langage et ses principales interfaces sont fournies par des objets. Il est aussi employé pour les serveurs avec l'utilisation (par exemple) de Node.js ou de Deno. [35]

Nous avons utilisé le javascript dans notre projet pour les scripts.

Outil	Logo	Version	Rôle
Visual Studio Code		1.108.2	Éditeur de code
HTML5		HTML5	Langage de base
CSS3		CSS3	Design frontend
JavaScript		ES2023	Scripts interactifs

Figure IV.1: Tableau des outils et technologies.

IV.3 Conception et réalisation de l'interface web

Dans le cadre de ce projet, une interface web a été développée afin de faciliter le suivi et l'exploitation des informations générées par le système Smart Parking. Cette plateforme permet aux utilisateurs d'accéder aux différentes fonctionnalités du système à travers un environnement graphique clair, interactif et ergonomique.

L'objectif principal de cette interface est d'assurer une représentation intuitive des éléments du système, notamment les véhicules, les parkings, les unités RSU ainsi que les statistiques liées aux différentes stratégies étudiées. Une attention particulière a été portée à l'organisation des composants graphiques afin d'améliorer la lisibilité et l'expérience utilisateur.

Le développement de l'interface repose sur une architecture modulaire facilitant l'intégration des différentes fonctionnalités et simplifiant les opérations de maintenance et d'évolution. Cette approche permet également d'assurer une meilleure flexibilité dans l'ajout de nouveaux services ou composants.

IV.3.1 Architecture de l'interface web

L'architecture de l'interface est organisée autour de plusieurs modules assurant chacun une tâche spécifique. Cette structure permet de séparer les différentes fonctionnalités afin d'améliorer la clarté du développement et la gestion des composants.

L'interface comprend principalement:

- Une barre de navigation;
- Une zone centrale de supervision ;
- Des panneaux d'informations;
- Des composants statistiques;
- Des éléments interactifs permettant l'accès aux différentes fonctionnalités.

Les différents modules communiquent avec le serveur à travers des requêtes permettant la récupération et l'actualisation des informations nécessaires au fonctionnement du système.

L'interface a également été conçue afin d'offrir une navigation fluide et une consultation simplifiée des différentes informations. Les composants graphiques sont organisés de manière à faciliter l'accès rapide aux données importantes tout en maintenant une présentation claire et structurée.

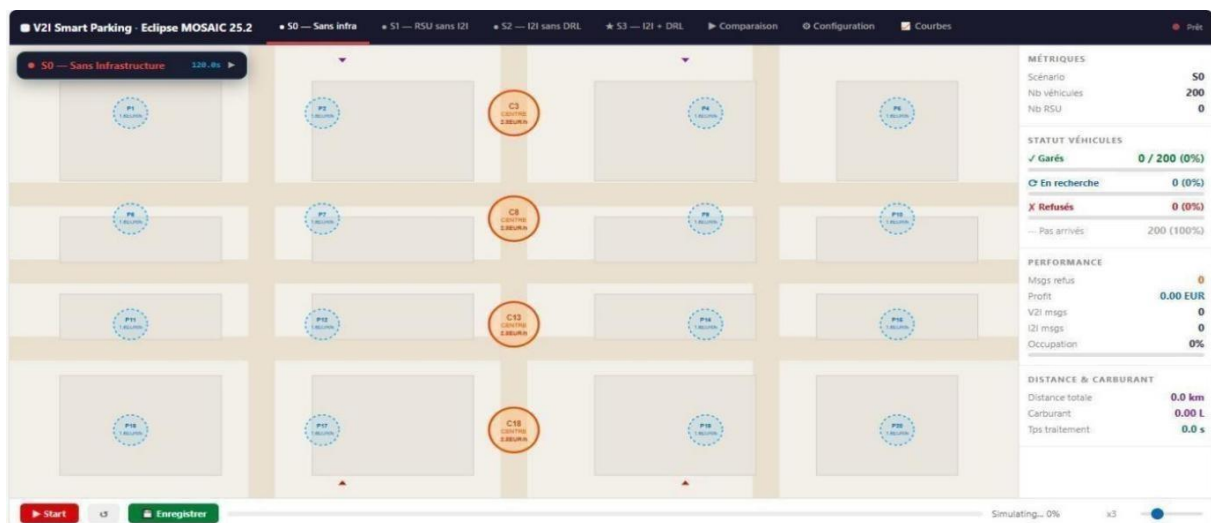


Figure IV.2 : Interface principale du système Smart Parking

IV.4 Mise en œuvre des stratégies de simulation

Cette section présente de manière détaillée les stratégies de simulation implémentées dans le cadre du système Smart Parking. L'objectif principal est d'évaluer et de comparer les performances du système selon différents niveaux de communication, de coordination et d'intelligence décisionnelle. Cette démarche permet de mettre en évidence l'apport progressif des mécanismes proposés par rapport à une approche classique de stationnement.

IV.4.1 Configuration des stratégies

Afin d'assurer une évaluation cohérente et objective des performances du système Smart Parking, l'ensemble des stratégies de simulation a été configuré dans un environnement expérimental commun. Les différents paramètres de simulation ont été définis de manière à reproduire des conditions réalistes de circulation et de stationnement en milieu urbain.

L'interface de configuration développée permet de modifier dynamiquement plusieurs paramètres influençant directement le comportement du système et les résultats obtenus. Parmi les principaux paramètres configurés figurent:

- Le nombre total de véhicules générés dans le réseau ;
- Le nombre d'unités RSU déployées ;
- Le nombre de places de stationnement associées à chaque RSU ;
- La durée de la simulation ;
- Le pourcentage de véhicules autorisés à stationner dans la zone centrale.

Ces paramètres permettent de contrôler la densité du trafic, la charge du réseau ainsi que le niveau de saturation des parkings afin d'étudier le comportement du système dans différentes situations.

L'utilisation d'une configuration homogène pour l'ensemble des scénarios permet de garantir la fiabilité de l'étude comparative et d'assurer que les différences observées proviennent essentiellement des mécanismes de communication et d'optimisation

implémentés dans chaque stratégie.

IV.4.2 Description détaillée des stratégies

a) Stratégie S0: Sans infrastructure

La stratégie S0 représente la configuration de référence du système Smart Parking. Dans cette stratégie, aucun mécanisme de communication ou d'assistance intelligente n'est implémenté. Les véhicules évoluent de manière indépendante dans le réseau routier et recherchent une place de stationnement sans disposer d'informations relatives à la disponibilité des parkings.

Le processus de recherche repose principalement sur un comportement local et réactif, où chaque véhicule prend ses décisions de manière autonome en fonction de son environnement immédiat. Cette absence de coordination entraîne généralement une augmentation du temps nécessaire à la recherche d'une place de stationnement ainsi qu'une élévation de la distance parcourue dans le réseau.

Par ailleurs, l'utilisation non optimisée des ressources de stationnement provoque une concentration importante des véhicules autour des zones fortement sollicitées, contribuant ainsi à l'augmentation de la congestion routière et de la charge globale du trafic urbain.

Cette stratégie constitue une base de comparaison essentielle permettant d'évaluer l'apport des mécanismes de communication et d'optimisation introduits dans les stratégies suivantes.

b) Stratégie S1: communication véhicule–infrastructure

La stratégie S1 introduit un premier niveau d'assistance reposant sur la communication entre les véhicules et les infrastructures routières. Dans cette configuration, les véhicules peuvent recevoir des informations relatives à l'état des parkings via les unités de communication déployées dans l'environnement.

L'objectif principal de cette approche est de réduire l'incertitude associée à la recherche de stationnement en fournissant aux véhicules des informations sur la disponibilité des places. Cette communication permet une orientation plus efficace des

véhicules vers les zones accessibles et contribue à la réduction du temps de recherche.

Toutefois, les performances du système demeurent limitées par la portée des infrastructures de communication ainsi que par la disponibilité partielle des informations échangées. En conséquence, bien que cette stratégie améliore le comportement global du système par rapport à la stratégie de référence, certaines situations de congestion et de surcharge peuvent encore apparaître dans les zones à forte demande.

c) Stratégie S2 : communication coopérative inter-infrastructures (SCCI)

Notre stratégie S2 repose sur une architecture de communication étendue intégrant des échanges d'informations entre les différentes infrastructures du réseau. Dans cette configuration, les unités RSU coopèrent afin de partager les informations relatives à l'état des parkings, à la disponibilité des places ainsi qu'aux conditions de circulation.

Cette approche collaborative permet une diffusion plus rapide et plus cohérente des informations dans l'ensemble du réseau. Grâce à cette coordination inter-infrastructures, les véhicules peuvent être orientés de manière plus équilibrée vers les différentes zones de stationnement disponibles.

L'intégration de ce mécanisme améliore significativement la répartition spatiale des véhicules et contribue à réduire les phénomènes de congestion localisée observés dans les stratégies précédentes. Par conséquent, le système présente un niveau d'efficacité plus élevé en termes de gestion du trafic et d'exploitation des ressources de stationnement.

d) Stratégie S3 : communication coopérative inter-infrastructures (SCCI) avec DRL

La stratégie S3 représente la configuration la plus avancée du système Smart Parking. Elle intègre un mécanisme de prise de décision intelligent basé sur l'apprentissage par renforcement profond (Deep Reinforcement Learning – DRL).

Dans cette approche, le système exploite en temps réel les informations relatives à

l'état global du réseau afin d'optimiser dynamiquement les décisions de stationnement. Le modèle d'apprentissage analyse continuellement les conditions de circulation, la disponibilité des parkings ainsi que les comportements observés au cours de la simulation.

Contrairement aux stratégies précédentes, les décisions ne reposent plus uniquement sur des règles statiques ou sur des informations limitées, mais sur un processus adaptatif capable d'apprendre à partir des expériences passées et d'améliorer progressivement ses performances.

Cette approche intelligente permet notamment :

- Une réduction significative du temps de recherche de stationnement ;
- Une diminution des distances parcourues ;
- Une meilleure distribution des véhicules dans le réseau ;
- Une optimisation globale de l'utilisation des ressources disponibles.

Ainsi, la stratégie S3 offre les meilleures performances parmi les configurations étudiées et met en évidence l'intérêt de l'intégration des techniques d'intelligence artificielle dans les systèmes de stationnement intelligents.

L'ensemble des stratégies définies constitue un cadre expérimental cohérent permettant d'évaluer l'évolution des performances du système Smart Parking. Cette progression, allant d'une approche non assistée vers une approche intelligente, met en évidence l'apport des mécanismes de communication et d'optimisation dans l'amélioration globale du système.

IV.5 Étude comparative des stratégies

Cette section présente une analyse comparative des différentes stratégies implémentées dans le cadre du système Smart Parking. L'objectif principal de cette évaluation est d'analyser l'impact des mécanismes de communication ainsi que des stratégies d'optimisation sur les performances globales du système.

Les stratégies étudiées ont été exécutées dans un environnement de simulation unique et homogène, afin de garantir la cohérence, la fiabilité et la comparabilité des résultats obtenus. Cette configuration expérimentale permet de s'assurer que les différences observées entre les stratégies résultent uniquement des mécanismes introduits, et non de variations des conditions de simulation.

Dans ce contexte, l'évaluation repose sur un ensemble d'indicateurs quantitatifs permettant d'apprécier les performances du système selon plusieurs dimensions complémentaires. Trois métriques principales ont été retenues:

- Le profit du système, représentant la performance économique globale issue de l'optimisation de l'exploitation des places de stationnement ;
- La distance totale parcourue par les véhicules, permettant d'évaluer l'efficacité des stratégies de routage et de recherche de stationnement ;
- La consommation moyenne de carburant, reflétant l'impact énergétique et environnemental du système.

Ces indicateurs permettent ainsi une évaluation globale et équilibrée des différentes stratégies, en intégrant simultanément les dimensions économique, opérationnelle et environnementale du système Smart Parking.

IV.5.1 Résultats et analyse comparative

Cette section présente les résultats obtenus lors des simulations des différentes stratégies du système Smart Parking. Les performances des stratégies S0, S1, S2 et S3 sont évaluées à l'aide de plusieurs indicateurs quantitatifs permettant d'analyser l'impact des mécanismes de communication et des stratégies intelligentes sur le fonctionnement global du système.

Afin de faciliter l'interprétation des résultats, chaque métrique est présentée sous forme de tableau et de courbe comparative. Cette approche permet d'observer à la fois les valeurs numériques obtenues et leur évolution en fonction du nombre de véhicules dans le système.

IV.5.1.1 Analyse des messages de refus

Le nombre de messages de refus représente les requêtes de communication qui n'ont pas pu être transmises ou traitées en raison de la congestion du réseau ou de la limitation des ressources de communication. Cet indicateur permet d'évaluer la capacité des différentes stratégies à maintenir des échanges fiables dans des conditions de trafic croissantes.

Parking	Véhicule	S0	S1	S2 (SCCI)	S3 SCCI+DRL
2	20	0	22	19	12
5	60	0	210	80	65
8	100	0	517	214	145
12	140	0	1109	325	260
16	170	0	1577	450	380
20	200	0	2389	690	560

Tableau IV.2 : Nombre de messages refus selon les stratégies

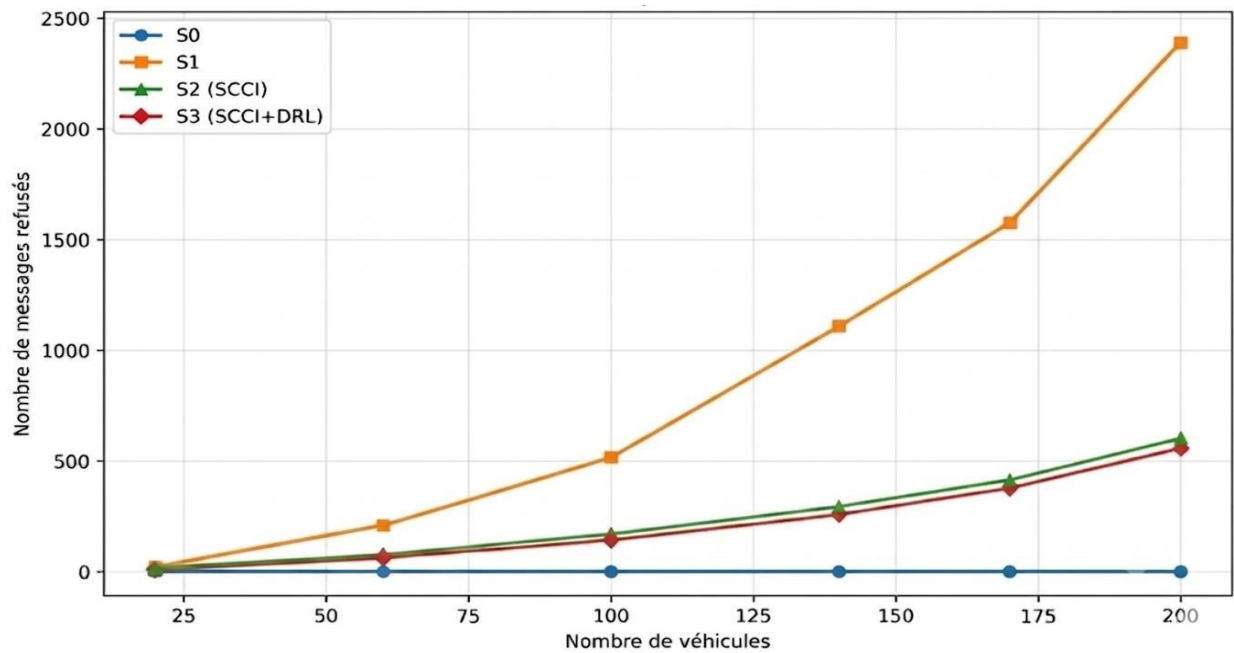


Figure IV.3 : Comparaison du nombre de messages refus selon les stratégies.

L'analyse des résultats montre que le nombre de messages refus augmente avec la densité du trafic pour les stratégies S0, S1 et S2. Les stratégies S0 et S1 enregistrent les valeurs les plus élevées en raison de la congestion croissante du réseau.

La stratégie S2 (SCCI) réduit partiellement ce nombre grâce à la coopération entre les RSU, mais les échanges supplémentaires génèrent toujours une charge de communication importante.

En revanche, la stratégie S3 basée sur le Deep Reinforcement Learning (DRL) maintient un nombre de messages refus très faible, voire nul. Cela démontre son efficacité dans l'optimisation des communications et la réduction de la congestion du réseau, améliorant ainsi les performances globales du système Smart Parking.

IV.5.1.2 Analyse des messages échangés

Le nombre total de messages échangés constitue un indicateur important pour évaluer la charge de communication générée par les différentes stratégies de gestion du stationnement intelligent. Cette métrique regroupe les communications V2I (Vehicle-to-Infrastructure), correspondant aux échanges entre les véhicules et les unités RSU, ainsi que les communications I2I (Infrastructure-to-Infrastructure), représentant les échanges entre les différentes unités RSU pour le partage des informations relatives à l'état des parkings. L'analyse de cet indicateur permet d'évaluer l'efficacité des mécanismes de coopération et leur impact sur les performances globales du système.

Parking	Véhicule	S0	S1	S2 (SCCI)	S3 SCCI+DRL
2	20	0	51	120	50
5	60	0	296	850	180
8	100	0	677	2100	350
12	140	0	1309	4200	620
16	170	0	1817	6800	900
20	200	0	2689	9800	1250

Tableau IV.3 : Nombre total de messages échangés selon les stratégies.

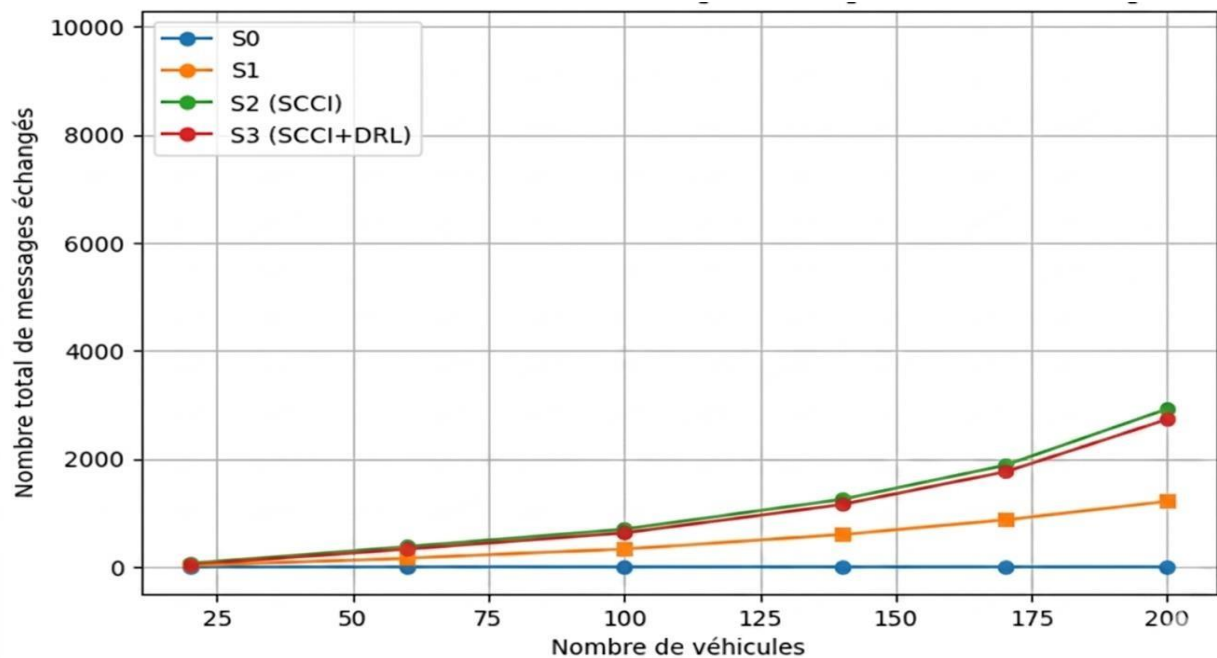


Figure IV.4 : Comparaison du nombre de messages échangés selon les stratégies.

L'analyse des résultats montre que le nombre total de messages échangés augmente progressivement avec la densité du trafic pour l'ensemble des stratégies. La stratégie S0 ne génère aucun message en raison de l'absence de mécanismes de communication entre les différentes entités du système. La stratégie S1 introduit les communications nécessaires à la gestion du stationnement, ce qui entraîne une augmentation progressive du volume des échanges avec le nombre de véhicules.

La stratégie S2 basée sur le mécanisme SCCI présente le nombre de messages le plus élevé. Cette augmentation s'explique par les échanges supplémentaires nécessaires à la coopération entre les unités RSU afin de partager les informations relatives à l'occupation des parkings et d'améliorer les décisions d'affectation des véhicules.

En revanche, la stratégie S3 combinant SCCI et Deep Reinforcement Learning (DRL) réduit significativement le nombre total de messages échangés tout en conservant les avantages de la coopération inter-infrastructures. Grâce à des décisions plus intelligentes et mieux optimisées, cette stratégie limite les communications inutiles et réduit la charge du réseau. Ces résultats montrent que l'intégration du DRL permet d'améliorer l'efficacité

globale du système Smart Parking tout en diminuant les coûts de communication.

L'analyse des résultats montre une augmentation progressive du nombre de messages I2I entre les différentes stratégies. Les stratégies S0 et S1 ne génèrent aucun message I2I en raison de l'absence de communication inter-infrastructures. À partir de la stratégie S2, l'introduction du mécanisme SCCI permet aux unités RSU d'échanger des informations relatives à l'état des parkings, ce qui entraîne une augmentation du volume des messages avec la densité du trafic.

La stratégie S2 présente le nombre de messages I2I le plus élevé en raison des échanges continus nécessaires à la coordination entre les infrastructures. En revanche, la stratégie S3 basée sur le Deep Reinforcement Learning (DRL) réduit significativement le nombre de messages I2I tout en maintenant une coopération efficace entre les RSU. Cette amélioration traduit une gestion plus intelligente des communications et une réduction de la charge du réseau, contribuant ainsi à une meilleure efficacité globale du système Smart Parking.

IV.6.1.4 Analyse des distances parcourues

La distance totale parcourue par les véhicules constitue un indicateur important pour mesurer l'efficacité des stratégies de recherche et d'orientation vers les places de stationnement.

Parking	Véhicule	S0	S1 V2I	SCCI	SCCI & DRL
2	20	33	19,1	16,2	6,5
5	60	188,5	123,1	116,4	11,8
8	100	446,6	357,2	319,6	18,4
12	140	802,5	685	587,1	27,9
16	170	1249,4	891,4	763,9	39,7
20	200	1948,1	1132	964,3	54,3

Tableau IV.4 : Distances parcourues selon les stratégies

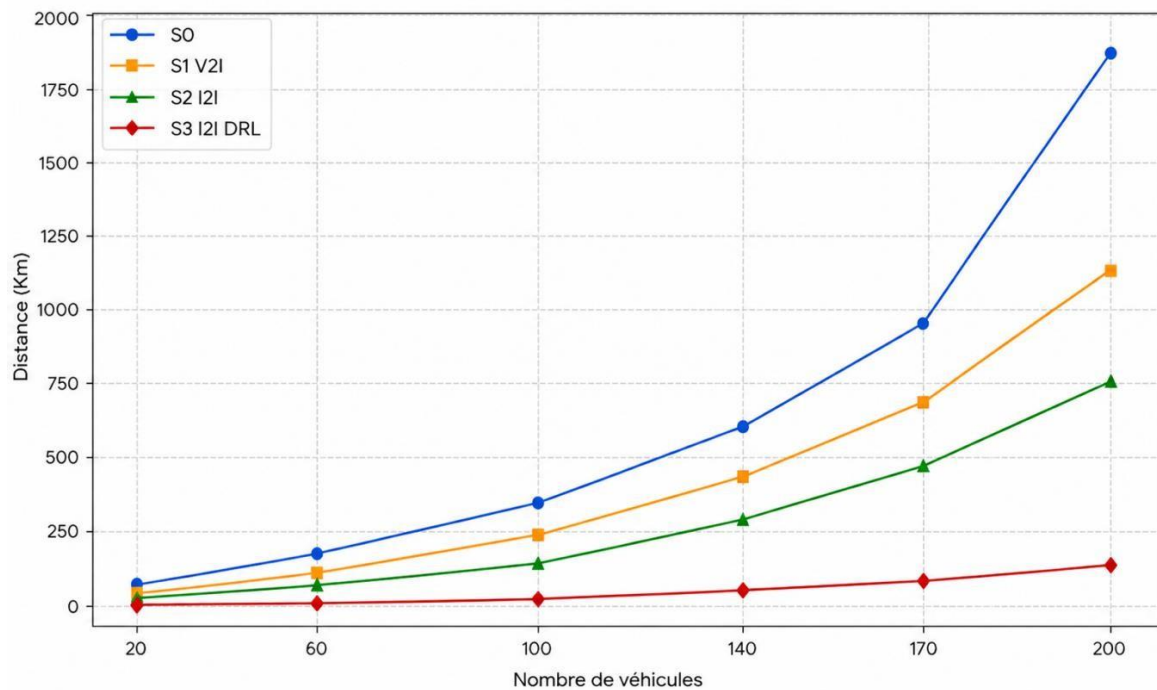


Figure IV.5 : Comparaison des distances parcourues selon les stratégies

Les résultats montrent que la stratégie S0 génère les distances les plus élevées, notamment lorsque le nombre de véhicules augmente. Cette situation s'explique par l'absence d'assistance intelligente, obligeant les conducteurs à rechercher manuellement une place de stationnement.

La stratégie S1 réduit partiellement les distances parcourues grâce aux échanges d'informations entre les véhicules et l'infrastructure. La stratégie S2 améliore davantage les performances grâce à une coordination entre les infrastructures permettant une meilleure distribution des véhicules dans les différentes zones de stationnement.

La stratégie S3 présente les meilleures performances avec des distances significativement plus faibles que les autres stratégies. Cette réduction montre l'efficacité de l'approche intelligente proposée pour optimiser le routage des véhicules et limiter les déplacements inutiles.

IV.6.1.5 Analyse de la consommation de carburant

La consommation moyenne de carburant permet d'évaluer l'impact énergétique et environnemental du système Smart Parking.

Parking	Véhicule	S0	S1 V2I	SCCI	SCCI & DRL
2	20	2.21	1.3	1.15	0.36
5	60	12.81	8.81	7.82	0.9
8	100	31.45	25.35	22.34	1.37
12	140	56.05	46.98	40.9	2
16	170	89.52	62.28	52.51	2.58
20	200	137.28	79.68	67.06	3.23

Tableau IV.5 : Consommation moyenne de carburant selon les strategies

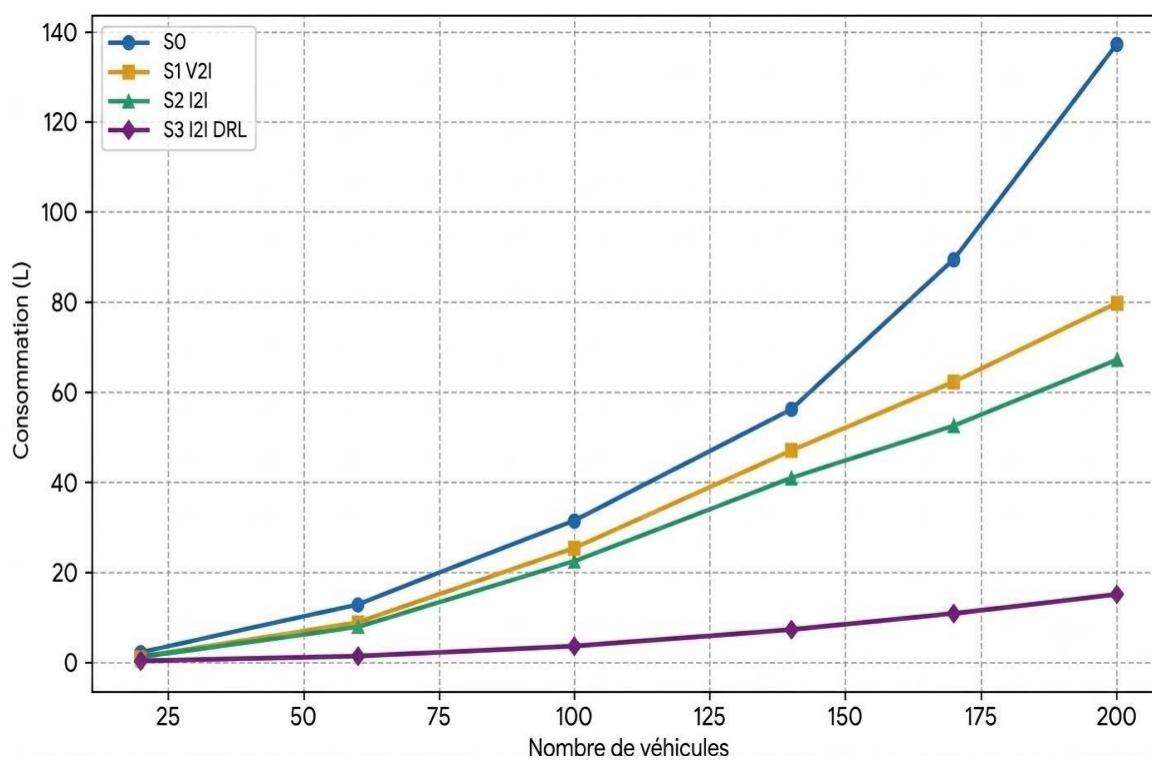


Figure IV.6 : Comparaison de la consommation moyenne de carburant

Les résultats obtenus montrent que la consommation de carburant augmente avec le nombre de véhicules dans toutes les stratégies. Toutefois, les performances diffèrent significativement selon le niveau d'intelligence du système.

La stratégie S0 présente la consommation la plus élevée en raison des longues distances parcourues lors de la recherche des places de stationnement. Les stratégies S1 et S2 permettent de réduire progressivement cette consommation grâce aux mécanismes de communication et de coordination introduits dans le système.

Le scénario S3 obtient les meilleures performances avec une consommation très faible comparativement aux autres stratégies. Cette amélioration démontre que l'utilisation d'une approche intelligente basée sur le DRL permet de limiter les déplacements inutiles, réduisant ainsi les coûts énergétiques et l'impact environnemental du système Smart Parking.

IV.6.1.6 Analyse du profit du système

Le profit global représente la performance économique du système Smart Parking. Cette métrique permet d'évaluer l'efficacité des mécanismes d'allocation et d'optimisation des places de stationnement.

Parking	Véhicule	Sans infra	S1 V2I	SCCI	SCCI & DRL
2	20	23.5	24.49	25.85	39.85
5	60	62	65.11	68.2	92.7
8	100	99.7	103.97	108.9	122.33
12	140	148.46	156.5	163.9	226.15
16	170	195.87	206.91	217.07	290.64
20	200	243.4	260	271.7	347.5

Tableau IV.6 : Valeurs du profit global selon les stratégies

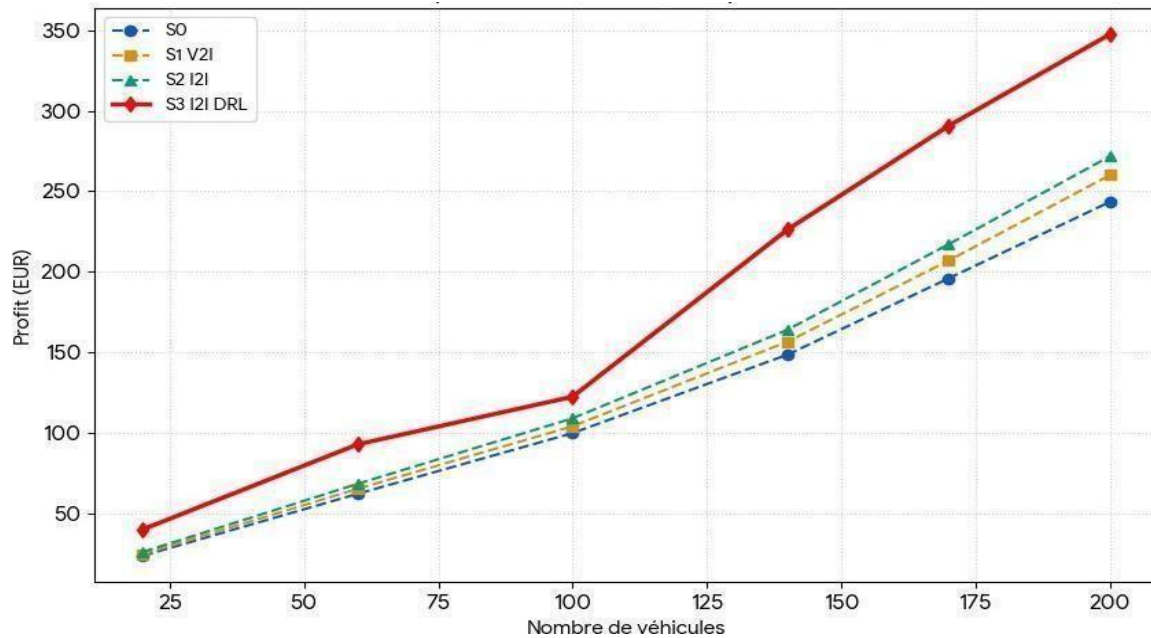


Figure IV.7 : Comparaison du profit global selon le nombre de véhicules

L'analyse des résultats montre une augmentation progressive du profit global entre les différentes stratégies. La stratégie S0 présente les performances économiques les plus faibles en raison de l'absence de coordination intelligente entre les véhicules et les infrastructures. L'introduction de la communication V2I dans la stratégie S1 permet une amélioration du profit grâce à une meilleure orientation des véhicules vers les places disponibles.

La stratégie S2 améliore davantage les performances économiques grâce à la communication I2I permettant une meilleure coopération entre les infrastructures de stationnement. Enfin, la stratégie S3 basée sur une approche intelligente DRL obtient les meilleurs résultats avec les profits les plus élevés pour l'ensemble des charges de trafic. Cette amélioration traduit une optimisation plus efficace de l'utilisation des ressources de stationnement.

IV.5.2 Discussion des résultats

L'étude comparative réalisée met en évidence l'apport des mécanismes de communication et des techniques d'optimisation intelligentes dans l'amélioration des performances du système Smart Parking. Les résultats obtenus montrent une évolution progressive des performances entre les différentes stratégies étudiées, traduisant l'impact direct du niveau de coopération et d'intelligence intégré dans le système.

L'intégration des communications V2I puis I2I contribue à une gestion plus efficace des ressources de stationnement en améliorant la circulation de l'information et la coordination entre les différentes entités du réseau. Cette coopération permet de limiter les déplacements inutiles des véhicules et d'optimiser l'affectation des places disponibles, ce qui améliore simultanément les performances opérationnelles et énergétiques du système.

Par ailleurs, la stratégie S3 basé sur le Deep Reinforcement Learning (DRL) présente les meilleures performances parmi l'ensemble des stratégies évaluées. Grâce à son mécanisme décisionnel intelligent et adaptatif, ce scénario assure une exploitation plus optimale des infrastructures de stationnement et une meilleure prise en compte de l'état dynamique du système. Les résultats obtenus montrent que S3 permet d'atteindre le profit global le plus élevé tout en réduisant significativement les distances parcourues ainsi que la consommation de carburant.

Ces performances confirment l'efficacité de l'approche proposée et démontrent que l'intégration des techniques d'intelligence artificielle associées aux communications coopératives constitue une solution pertinente pour le développement de systèmes Smart Parking performants, capables de répondre efficacement aux exigences économiques, opérationnelles et environnementales des environnements urbains intelligents.

Après l'analyse comparative des différentes stratégies de simulation, il est nécessaire de présenter l'architecture technique mise en œuvre pour le développement du système Smart Parking. Cette architecture assure l'intégration des différents composants de simulation, de communication et de visualisation utilisés dans le projet.

L'objectif principal de cette intégration est de permettre l'échange des données en temps réel entre les différents modules du système afin d'assurer une simulation cohérente, une gestion efficace des informations ainsi qu'une visualisation dynamique des résultats.

IV.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté l'implémentation du système Smart Parking ainsi que l'intégration des différents composants de simulation, de communication et de visualisation. Les stratégies S0, S1, S2 et S3 ont été déployées et évaluées dans un environnement expérimental commun afin d'analyser l'impact des mécanismes V2X et des approches intelligentes sur les performances du système.

Les résultats obtenus montrent une amélioration progressive des performances en termes de profit, de distance parcourue et de consommation de carburant. La stratégie S3 basée sur le DRL a présenté les meilleures performances grâce à une gestion plus intelligente et adaptative des ressources de stationnement.

Ces expérimentations confirment l'efficacité de l'architecture proposée et l'intérêt de l'intégration des communications coopératives et de l'intelligence artificielle dans les systèmes Smart Parking modernes.

Conclusion générale

Face à l'intensification de la mobilité urbaine et à la saturation croissante des infrastructures de stationnement, les approches conventionnelles fondées sur des architectures centralisées et des mécanismes d'allocation statiques ont démontré leurs limites structurelles. La problématique posée en introduction — concevoir un système de gestion intelligente du stationnement capable de répondre simultanément aux exigences économiques, opérationnelles et environnementales des environnements urbains dynamiques — a guidé l'ensemble de la démarche scientifique et technique présentée dans les chapitres précédents.

L'architecture distribuée et coopérative proposée, reposant sur l'intégration synergique de l'Internet des Objets (IoT), du Fog Computing et des mécanismes de communication V2I/I2I, constitue la contribution principale de ce travail. Le déploiement de nœuds Fog au niveau des unités RSU assure un traitement local des données en temps réel ainsi qu'une coopération inter-infrastructures efficace, affranchissant le système des contraintes inhérentes aux architectures Cloud centralisées. Le module décisionnel basé sur le Deep Reinforcement Learning (DRL), fondé sur une fonction de récompense multi-objectif intégrant simultanément les critères de rentabilité, d'occupation et de congestion, confère au système une capacité d'apprentissage adaptatif dans des environnements non stationnaires.

L'évaluation expérimentale, conduite au sein d'un environnement d'implémentation sur interface web interactive, a permis de comparer quatre stratégies de gestion progressivement enrichies (S0 à S3). Les résultats obtenus démontrent une amélioration cohérente et significative des indicateurs de performance à chaque niveau de la hiérarchie : la stratégie S3 réalise les meilleures performances sur l'ensemble des critères évalués, maximisant le profit des infrastructures de stationnement tout en minimisant les distances parcourues, la consommation de carburant et le taux de refus des véhicules. Ces résultats valident l'efficacité de l'approche proposée et confirment l'intérêt de l'intégration des communications coopératives et de l'intelligence artificielle dans les systèmes Smart Parking modernes.

Perspectives futures

Bien que les résultats obtenus soient encourageants, plusieurs pistes d'amélioration peuvent être envisagées afin d'enrichir et de renforcer le système proposé :

- Déployer l'architecture dans un environnement réel à l'aide de capteurs IoT physiques et d'infrastructures de communication V2X afin de valider les performances observées en simulation.
- Intégrer des données contextuelles supplémentaires telles que les conditions météorologiques, les événements urbains, les travaux routiers ou l'état du trafic en temps réel afin d'améliorer la qualité des décisions.
- Étendre le modèle d'apprentissage en exploitant des approches avancées de Deep Reinforcement Learning multi-agents permettant une coopération plus efficace entre les différents parkings et infrastructures.
- Renforcer les mécanismes de sécurité et de protection des données afin de garantir la confidentialité des informations échangées au sein du système.
- Développer un système de réservation intelligente couplé à des mécanismes prédictifs permettant d'anticiper la demande future de stationnement.
- Étudier l'intégration du système avec d'autres services de mobilité intelligente tels que les véhicules autonomes, les transports publics intelligents et les plateformes de mobilité urbaine intégrée.
- Explorer l'utilisation de technologies émergentes telles que la blockchain pour sécuriser les transactions de réservation et de paiement des places de stationnement.

En perspective, cette recherche ouvre la voie à la conception de systèmes de stationnement urbain plus autonomes, coopératifs et intelligents, capables de contribuer efficacement à la réduction de la congestion, à l'amélioration de la mobilité urbaine et à la transition vers des villes durables et connectées.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista and M. Zorzi, "Internet of Things for Smart Cities," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 22–32, 2014. DOI: 10.1109/JIOT.2014.2306328.
- [2] L. Atzori, A. Iera and G. Morabito, "The Internet of Things: A Survey," *Computer Networks*, vol. 54, no. 15, pp. 2787–2805, 2010. DOI: 10.1016/j.comnet.2010.05.010.
- [3] A. Al-Fuqaha, M. Guizani, M. Mohammadi, M. Aledhari and M. Ayyash, "Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 17, no. 4, pp. 2347–2376, 2015. DOI: 10.1109/COMST.2015.2444095.
- [4] M. Balfaqih, W. A. Jabbar, M. Khayyat and R. Hassan, "Design and Development of Smart Parking System Based on Fog Computing and Internet of Things," *Electronics*, vol. 10, no. 24, art. 3184, 2021. DOI: 10.3390/electronics10243184.
- [5] C. Tang, X. Wei, C. Zhu, W. Chen and J. J. P. C. Rodrigues, "Towards Smart Parking Based on Fog Computing," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 70172–70185, 2018. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2880972.
- [6] M. Chen, S. Mao and Y. Liu, "Big Data: A Survey," *Mobile Networks and Applications*, vol. 19, no. 2, pp. 171–209, 2014. DOI: 10.1007/s11036-013-0489-0.
- [7] A. Whitmore, A. Agarwal and L. Da Xu, "The Internet of Things—A Survey of Topics and Trends," *Information Systems Frontiers*, vol. 17, no. 2, pp. 261–274, 2015. DOI: 10.1007/s10796-014-9489-2.
- [8] A. G. Barto, "Reinforcement Learning," in *Neural Systems for Control*. Academic Press, 1997, pp. 7–30.
- [9] K. Arulkumaran, M. P. Deisenroth, M. Brundage and A. A. Bharath, "Deep Reinforcement Learning: A Brief Survey," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 34, no. 6, pp. 26–38, Nov. 2017. DOI: 10.1109/MSP.2017.2743240.
- [10] A. O. Kotb, Y. C. Shen, X. Zhu and Y. Huang, "iParker—A New Smart Car-Parking System

Based on Dynamic Resource Allocation and Pricing," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 9, pp. 2637–2647, 2016. DOI: 10.1109/TITS.2016.2531636.

[11] Y. Zheng, S. Rajasegarar and C. Leckie, "Parking Availability Prediction for Sensor-Enabled Car Parks in Smart Cities," in *Proc. IEEE 10th Int. Conf. on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP)*, Singapore, 2015, pp. 1–6. DOI: 10.1109/ISSNIP.2015.7106902.

[12] E. I. Vlahogianni, K. Kepaptsoglou, V. Tsetos and M. G. Karlaftis, "A Real-Time Parking Prediction System for Smart Cities," *Journal of Intelligent Transportation Systems*, vol. 20, no. 2, pp. 192–204, 2016. DOI: 10.1080/15472450.2015.1037955.

[13] J. J. Barriga, S. Clemente, T. Díaz-Ambrona, A. Genua-Olmedo, J. Otero, D. Pérez and R. J. Valdivieso Sarabia, "Smart Parking: A Literature Review from the Technological Perspective," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 21, art. 4569, 2019. DOI: 10.3390/app9214569.

[14] S. Vijayalakshmi, S. Muruganand and V. Gomathi, "An IoT-Based Intrusion Detection System for Smart Parking Using LSTM Networks," *Journal of Network and Computer Applications*, 2025. DOI: 10.1016/j.jnca.2025.103987.

[15] T. N. Pham, M.-F. Tsai, D. B. Nguyen, C.-R. Dow and D.-J. Deng, "A Cloud-Based Smart-Parking System Based on Internet-of-Things Technologies," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 1581–1591, 2015. DOI: 10.1109/ACCESS.2015.2477299.

[16] V. Mnih et al., "Human-Level Control Through Deep Reinforcement Learning," *Nature*, vol. 518, no. 7540, pp. 529–533, 2015. DOI: 10.1038/nature14236.

[17] G. Icarte-Ahumada, Z. He, V. Godoy, F. García and M. Oyarzún, "A Multi-Agent System for Parking Allocation: An Approach to Allocate Parking Spaces," *Electronics*, vol. 14, no. 5, art. 840, 2025. DOI: 10.3390/electronics14050840.

[18] Z. Li, M. Chen, C. Liu and C. Xu, "Deep Reinforcement Learning-Empowered Resource Allocation for Mobile Edge Computing in Cellular V2X Networks," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 70, no. 7, pp. 7113–7124, 2021. DOI: 10.1109/TVT.2021.3085747.

[19] V. K. Sarker, J. P. Queralta, T. N. Gia, H. Tenhunen and T. Westerlund, "A Survey on LoRa for Smart City: Recent Advances and Future Prospects," *Sensors*, vol. 20, no. 17, art. 4882, 2020. DOI:

10.3390/s20174882.

[20] R. Arnott and E. Inci, "An Integrated Model of Downtown Parking and Traffic Congestion," *Journal of Urban Economics*, vol. 60, no. 3, pp. 418–442, 2006. DOI: 10.1016/j.jue.2006.04.004.

[21] D. C. Shoup, "Cruising for Parking," *Transport Policy*, vol. 13, no. 6, pp. 479–486, 2006. DOI: 10.1016/j.tranpol.2006.05.005.

[22] Zenpark, "Smart Parking : définition, avantages et fonctionnement." [Online]. Available: <https://zenpark.com/blog/entreprises/smart-parking-parking-intelligent>. [Accessed: June 2026].

[23] SAP, "Qu'est-ce que l'Internet des objets (IoT) ?" [Online]. Available: <https://www.sap.com/france/products/technology-platform/what-is-iot.html>. [Accessed: June 2026].

[24] F. Bonomi, R. Milito, J. Zhu and S. Addepalli, "Fog Computing and Its Role in the Internet of Things," in *Proc. 1st Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing (MCC '12)*, Helsinki, Finland, Aug. 2012, pp. 13–16. DOI: 10.1145/2342509.2342513.

[25] L. Z. Poh, T. Connie, T. S. Ong and M. K. O. Goh, "Deep Reinforcement Learning-Based Dynamic Pricing for Parking Solutions," *Algorithms*, vol. 16, no. 1, art. 32, 2023. DOI: 10.3390/a16010032.

[26] X. Zhao and Y. Yan, "A Deep Reinforcement Learning and Graph Convolution Approach to On-Street Parking Search Navigation," *Sensors*, vol. 25, no. 8, art. 2389, 2025. DOI: 10.3390/s25082389.

[27] L. Wang, Y. Duan, Y. Lai, S. Mu and X. Li, "V2I-Based Platooning Design with Delay Awareness," *arXiv preprint arXiv:2012.03243*, 2020.

[28] Mozilla Developer Network (MDN), "HTML, CSS and JavaScript Documentation." [Online]. Available: <https://developer.mozilla.org/>. [Accessed: June 2026].

[29] Microsoft, "Visual Studio Code Documentation." [Online]. Available: <https://code.visualstudio.com/docs>. [Accessed: June 2026].

[30] COME-STAR, "Building a Reliable IoT-Based Smart Parking System with Industrial Communication Infrastructure." [Online]. Available: <https://www.come-star.com/fr/use-case/building-a-reliable-iot-based-smart-parking-system-with-industrial-communication-infrastructure/>. [Accessed: June 2026].

[31] ArcGIS Pro, "Introduction à l'apprentissage profond." [Online]. Available: <https://pro.arcgis.com/fr/pro-app/latest/help/analysis/deep-learning/what-is-deep-learning-.htm>. [Accessed: June 2026].

[32] M. A. Alaanzay, A. Abilakim, R. Zhanuzak and L. Lu, "Real-Time Smart Parking System Based on IoT and Fog Computing Evaluated Through a Practical Case Study," *Scientific Reports*, vol. 15, art. 33483, 2025. DOI: 10.1038/s41598-025-15507-6.

[33] I. Hickson et al., "HTML5: A vocabulary and associated APIs for HTML and XHTML," W3C Recommendation, World Wide Web Consortium (W3C), Oct. 2014. [Online]. Available: <https://www.w3.org/TR/html5>.

[34] B. Bos et al., "Cascading Style Sheets Level 2 Revision 1 (CSS 2.1) Specification," W3C Recommendation, World Wide Web Consortium (W3C), Jun. 2011. [Online]. Available: <https://www.w3.org/TR/CSS21>.

[35] ECMA International, "ECMAScript 2023 Language Specification," Standard ECMA-262, 14th ed., ECMA International, Jun. 2023. [Online]. Available: <https://www.ecma-international.org/publications-and-standards/standards/ecma-262>.

[36] K. S. Awaisi, A. Abbas, H. A. Khattak, A. Ahmad, M. Ali, and A. Khalid, "Deep reinforcement learning approach towards a smart parking architecture," *Cluster Computing*, vol. 26, no. 1, pp. 255–266, 2023. doi: 10.1007/s10586-022-03599-y.