



وزارة البحث العلمي والتعليم العالي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة عبد الحميد بن باديس مستغانم
Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem
كلية العلوم والتكنولوجيا
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Électrique



MEMOIRE

Pour obtenir le diplôme de

MASTER EN ELECTRONIQUE

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Présenté par

BELEBNA El Mansour

Et

ELAHOUEL Mohamed Zine El Abiddine

Détection de L'occupation des Places de Stationnement dans un Parking via Machine Learning

Soutenu le 03/07/2023

Devant le jury composé de :

Président :	SOLTANE Benallou Abdelkader	MAA	Université de Mostaganem
Examineur :	BENCHELLAL Amel	MCB	Université de Mostaganem
Rapporteur :	BENAOUALI Mohamed	MAA	Université de Mostaganem
Co-rapporteur	BENOUALI Abdelhak	MAA	Université de Mostaganem

Année Universitaire 2022/2023

Remercîment

Nous tenons à remercier sincèrement nos encadreurs : « M. BENAOUALI Mohamed » et « M. BENOUALI Abdelhak » d' avoir accepté de nous dirigeret pour tous les conseils et informations qu'ils nous ont fournis.

Nous remercions les membres du jury pour cet honneur qu'ils nous font en jugeant cette humble œuvre.

Enfin, nous n'oublions pas nos enseignants qui ont supervisé notre enseignement tout au long du cycle d' études, et un grand merci également à tous ceux qui ont contribué directement ou indirectement à l'aboutissement de ce travail.

Dédicaces

Nous tenons à dédier ce travail à nos chers parents qui n'ont jamais cessé de formuler des prières à notre égard, de nous soutenir et de nous épauler pour que nous puissions atteindre nos objectifs.

À nos sœurs et nos amis, pour leur soutien moral et leurs conseils précieux tout au long de nos études.

À tous ceux qui nous ont encouragés tout au long de notre cursus.

أصبحت أنظمة وقوف السيارات الذكية التي تستخدم الذكاء الاصطناعي والتعلم الآلي أمرًا ضروريًا في المدن المعاصرة نظرًا لزيادة كثافة المركبات. يتضمن مشروعنا نموذج لحاجز وقوف السيارات يستخدم تقنيات التعلم الآلي للتمييز بين مواقف السيارات الفارغة والمشغولة. يوفر هذا النموذج الأولي حلاً عمليًا لتحسين استخدام مواقف السيارات وتسهيل إدارتها.

Résumé

Les systèmes de stationnement intelligents utilisant l'intelligence artificielle et le Machine Learning sont devenus une nécessité dans les villes contemporaines en raison de la densité croissante des véhicules. Notre projet comprend un modèle de barrière de stationnement qui utilise des technologies d'apprentissage automatique pour faire la distinction entre les places vides et occupés dans un parking. Ce prototype apporte une solution pratique pour optimiser l'utilisation des parkings et faciliter leur gestion.

Mots-clés : systèmes de stationnement intelligents, intelligence artificielle, MachineLearning, SVM, HOG , LBP, python

Abstract

Intelligent parking systems using artificial intelligence and machine learning have become a necessity in contemporary cities due to the increasing density of vehicles. Our project includes a parking barrier model that uses machine learning technologies to distinguish between empty and occupied parking lots. This prototype provides a practical solution to optimize the use of parking lots and facilitate their management.

Table des matières

Remercîment	i
Dédicaces.....	ii
ملخص.....	iii
Résumé	iv
Abstract	v
Table des matières	vi
Liste des figures.....	viii
Liste des tableaux	x
Introduction :	1
Chapitre 1 : Généralités sur le Stationnement Intelligent.....	3
1.1 Introduction :	3
1.2 Définition du stationnement intelligent :.....	3
1.3 L'amélioration d'un stationnement à un stationnement intelligent :.....	4
1.4 L'architecture de système du Stationnement Intelligent :	5
1.5 Des solutions de stationnement intelligentes existantes :.....	7
1.5.1 Système de guidage de stationnement (PGS) :.....	7
1.5.2 Système de gestion du stationnement par caméra avec barrière :	8
1.5.3 Système de paiement intelligent :.....	9
1.5.4 Système de gestion du stationnement (RFID) :.....	10
1.5.5 Système de gestion du stationnement en temps réel utilisant des capteurs optiques :	10
1.5.6 Système de stationnement à reconnaissance de plaque d'immatriculation : .	11
1.5.7 Système de gestion du stationnement utilisant des capteurs d'occupations :	12
1.6 Les avantages de stationnement intelligent :	12
1.7 les défis de la mise en œuvre d'un système de stationnement intelligent :.....	13
1.8 Conclusion :.....	14

Chapitre 2 : Outils Machine Learning	15
2.1 Introduction :	15
2.2 Intelligence artificielle :	15
2.3 L'utilisation de l'intelligence artificielle dans le stationnement intelligent :	15
2.4 Les types d'IA :	16
2.5 Deep Learning :	17
2.6 Machine Learning :	18
2.2.1 Techniques de l'extraction des caractères :	19
2.2.2 Techniques de classification :	23
2.7 L'avenir du stationnement intelligent :	28
2.8 Conclusion :	30
Chapitre 3 : Implémentation et Discussion des Résultats	31
3.1 Introduction :	31
3.2 Matériel et méthodes :	32
3.2.1 La base des données :	32
3.2.2 Prétraitement :	34
3.2.3 Extraction des caractéristiques :	34
3.2.4 Classification :	37
3.2.5 Métrique :	38
3.2.6 Résultats et discussion :	39
3.2.7 Implémentation :	43
A. Arduino et python :	43
B. Servomoteur SG90 :	45
C. Capteur de proximité FC-51 :	45
D. Écran OLED :	46
3.3 Conclusion :	47
Conclusion générale:	48
Bibliographie	50
Annexe :	52

Liste des figures

Figure 1 : Marché mondial de Stationnement intelligent(2018 – 2026)	3
Figure 2 : Système de stationnement intelligent	5
Figure 3 : L'architecture de système du Stationnement Intelligent	6
Figure 4 : le système de guidage de stationnement (PGS).....	8
Figure 5 : Système de gestion du stationnement par caméra avec barrière.....	9
Figure 6 : Système de paiement intelligent	9
Figure 7 : Système de gestion du stationnement (RFID)	10
Figure 8 : Système de gestion du stationnement en temps réel utilisant des capteurs optiques.....	11
Figure 9 : Reconnaissance de plaque d'immatriculation	11
Figure 10 : Diagramme du système de gestion du stationnement utilisant des capteurs d'occupations.....	12
Figure11: Exemple de l'utilisation du HOG sur une image	20
Figure 12: les étapes de base du processus LBP	23
Figure 13: Exemple de l'utilisation du LBP sur une image	23
Figure 14: séparation entre deux classes avec deux lignes	24
Figure 15 : Classifieur SVM Linéaire	25
Figure 16: Séparation non linéaire entre deux classes	26
Figure 17:classifieur des k-plus proches voisins (k-NN)	28
Figure 18 : Les différentes étapes envisagées dans notre travail.	32
Figure 19: La photo d'un parking.....	33
Figure 20: a,b,c (place occupée) ; d,e,f(place vide)	33
Figure 21: Différentes conditions d'éclairage.....	33
Figure 22: Extraction des caractéristiques par le HOG (cellule=4x4) pour une place occupée	35
Figure 23: Extraction des caractéristiques par le HOG (cellule=4x4) pour une place vide	35
Figure 24: Extraction des caractéristiques par le LBP pour une place occupée.....	36
Figure 25: Extraction des caractéristiques par le LBP pour une place vide	37
Figure 26 Résumé de la précision de classification avec SVM et KNN en utilisant différents extracteurs.	40
Figure 27:Résumé de résultats de classification des places vide et occupés avec SVM en utilisant différents extracteurs.....	41

Figure 28: Résumé de résultats de classification des places vide et occupés avec KNN en utilisant différents extracteurs	42
Figure 29: Carte Arduino UNO	44
Figure 30: Servomoteur SG90.....	45
Figure 31: câblage du servomoteur	45
Figure 32: Le capteur de proximité FC-51	46
Figure 33: Écran OLED	47
Figure 34 : L'instruction du HOG	52
Figure 35 : L'instruction du LBP.....	53
Figure 36 : L'instruction du SVM	54
Figure 37: l'instruction du KNN.....	54

Liste des tableaux

Tableau 1 : matrice de Confusion.....	39
Tableau 2: exemple d'une matrice de Confusion	39
Tableau 3 : Résultats de la classification avec SVM et KNN	40
Tableau 4: caractéristique de la carte Arduino UNO.....	44

Introduction :

À l'époque contemporaine, la densité croissante de véhicules circulant sur les routes urbaines a engendré une problématique complexe liée à la recherche de places de stationnement. Cette difficulté a suscité le développement de systèmes de stationnement intelligents, qui font appel à des techniques d'intelligence artificielle (IA) et Machine Learning afin de gérer et d'optimiser de manière efficace les espaces de stationnement.

Les systèmes de stationnement intelligents exploitent des technologies de pointe pour fournir des informations en temps réel sur la disponibilité des places de stationnement, diriger les conducteurs vers les emplacements vacants et réduire le temps perdu à la recherche d'un stationnement. Ces systèmes s'appuient sur des algorithmes d'apprentissage en profondeur et d'apprentissage automatique pour atteindre leurs objectifs.

L'objectif des systèmes de stationnement intelligents est de fournir aux conducteurs une visibilité immédiate sur les places de stationnement disponibles, afin de réduire le temps passé à chercher une place. Cette optimisation de l'utilisation des espaces de stationnement améliore non seulement la fluidité de la circulation, mais contribue également à réduire les émissions de gaz à effet de serre résultant des recherches inutiles de stationnement. En fin de compte, l'analyse des données recueillies par les systèmes de stationnement intelligents offre une solution pratique et efficace pour guider les conducteurs vers les places de stationnement disponibles, améliorer l'expérience de stationnement et contribuer à une gestion plus efficace du trafic urbain. Dans ce contexte, le choix a été fait de concevoir un système intelligent de stationnement dans un parking et de le mettre en œuvre à l'aide d'un Arduino pour concrétiser cette idée.

Le mémoire est structuré de la manière suivante :

Chapitre 1 : Généralités sur le stationnement intelligent dans un parking

Dans ce chapitre, nous abordons les concepts fondamentaux du stationnement intelligent dans un parking. Nous explorons les défis liés à la gestion du stationnement urbain et introduisons les principaux avantages d'un système de stationnement intelligent.

Chapitre 2 : Définition et Outils du Machine Learning

Ce chapitre se concentre sur la définition du Machine Learning (apprentissage automatique) et son rôle dans le développement d'un système de stationnement intelligent. Nous présentons les principes de base du Machine Learning, les différents types d'algorithmes utilisés et leur application dans le contexte du stationnement intelligent.

Chapitre 3 : Implémentation et Discussion des Résultats

Dans ce chapitre, nous détaillons l'implémentation pratique de notre système de stationnement intelligent dans un parking à l'aide de la technologie Arduino. Nous discutons des différentes étapes de développement, des choix de conception et des challenges rencontrés. Nous présentons également les résultats obtenus à travers des expérimentations et des tests, en évaluant les performances du système et en analysant les données collectées.

Conclusion

Dans cette section finale, nous récapitulons les principales résultats de notre recherche sur le stationnement intelligent dans un parking.

1.1 Introduction :

La circulation en milieu urbain devient de plus en plus dense, ce qui entraîne une congestion des principales rues des villes. Cet état fait apparaître une nécessité d'organiser des parkings pour chaque bâtiment ou ensemble de bâtiments.

Pour assurer un confort des citoyens ; il devient indispensable de planifier une étude approfondie pour la conception de parkings afin d'organiser l'entrée et la sortie des différents véhicules. Cette urgence est encore plus importante pour les endroits à forte densité tels que les hôpitaux, les administrations qui accueillent du public, écoles, hôtels, etc...

Le stationnement intelligent est donc une solution innovante qui peut aider à résoudre ces problèmes. Selon le nouveau rapport de marché de Data Bridge MarketResearch, le marché mondial du stationnement intelligent représentera environ 3,38 milliards USD en 2018, avec un taux de croissance annuel moyen de 17,85% au cours de la période de prévision de 2018 à 2026 [1]. (Voir figure 1)

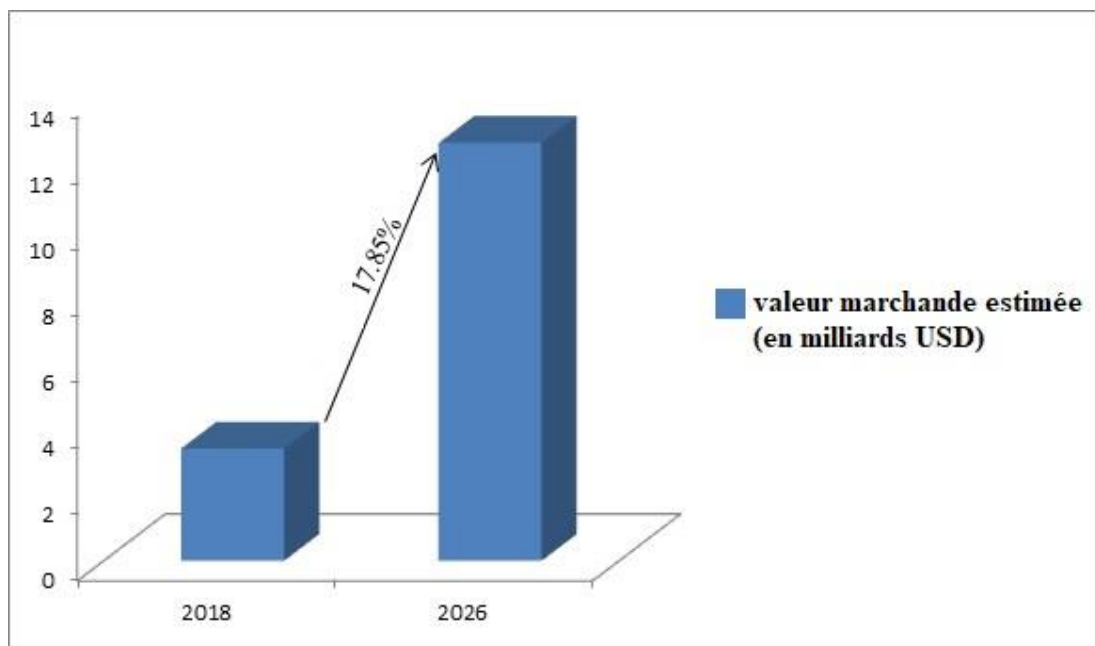


Figure 1 : Marché mondial de Stationnement intelligent (2018 – 2026)

1.2 Définition du stationnement intelligent :

Le stationnement intelligent est une technologie qui peut inclure des capteurs, des caméras et d'autres appareils de données sur les places de stationnement et les transmettre à un système centralisé. Ces données peuvent ensuite être analysées et utilisées pour guider les conducteurs vers les places de stationnement disponibles, améliorer la fluidité du trafic et réduire les embouteillages.

1.3 L'amélioration d'un stationnement à un stationnement intelligent :

La transformation d'un stationnement en stationnement intelligent implique plusieurs étapes clés [2], telles que :

- **Évaluation des besoins :**

La première étape consiste à évaluer les besoins du stationnement et des utilisateurs. Il est important de déterminer les caractéristiques spécifiques qui doivent être ajoutées pour rendre le stationnement intelligent, donc plus efficace.

- **Installation de capteurs :**

L'installation de capteurs est une étape clé dans la transformation d'un stationnement en stationnement intelligent. Les capteurs peuvent être utilisés pour détecter la présence de voitures et pour surveiller l'utilisation de l'espace de stationnement.

- **Mise en place d'un système de communication :**

Le système de communication est un autre élément clé d'un stationnement intelligent. Il permet aux utilisateurs de connaître les emplacements disponibles en temps réel et de réserver une place de parking.

- **Développement d'une application mobile :**

La création d'une application mobile pour le stationnement intelligent peut être utile pour les utilisateurs. Elle peut être utilisée pour réserver une place de parking et pour payer les frais de stationnement.

- **Intégration avec les systèmes de gestion du trafic :**

L'intégration avec les systèmes de gestion du trafic peut aider à optimiser l'utilisation du stationnement intelligent. Elle peut permettre de réguler le flux de voitures entrant et sortant du stationnement, ainsi que de rediriger les conducteurs vers d'autres parkings si celui-ci est plein.

- **Analyse des données :**

L'analyse des données est essentielle pour comprendre comment les utilisateurs utilisent le stationnement intelligent. Elle peut aider à optimiser l'utilisation des places de stationnement et à améliorer la satisfaction des utilisateurs.

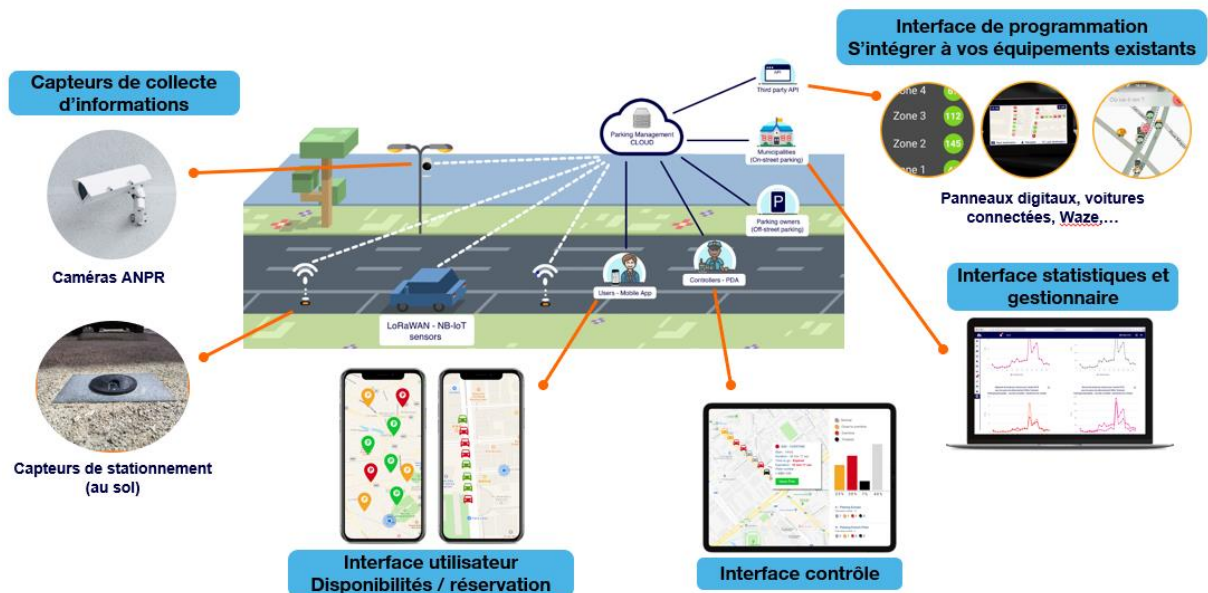


Figure 2 : Système de stationnement intelligent

1.4 L'architecture de système du Stationnement Intelligent :

L'architecture d'un système de stationnement intelligent se compose généralement de quatre composants principaux : la couche d'application, la couche réseau, la couche transactionnelle et la couche physique (voir figure 3). Ces composants travaillent ensemble pour fournir une expérience de stationnement fluide et efficace aux utilisateurs.

Voici une description de chaque couche [3] :

- Couche d'application : Il s'agit de la couche supérieure de la pile d'architecture et est responsable de l'interaction utilisateur avec le système. Les utilisateurs peuvent accéder au système de stationnement intelligent via des applications mobiles (comme Android et iOS) ou des applications Web. Dans cette couche, les utilisateurs peuvent rechercher des places de stationnement disponibles, effectuer des réservations et recevoir des informations sur la disponibilité et les offres de stationnement. La couche d'application fournit directement les services finaux aux utilisateurs finaux.
- Couche réseau : La couche réseau garantit une communication fluide entre les différents composants du système de stationnement intelligent. Elle facilite la transmission des données entre les utilisateurs, les centres de stationnement et les systèmes intégrés. Diverses technologies de communication sont utilisées dans cette couche, notamment les réseaux locaux (LAN), les réseaux étendus (WAN) et les technologies sans fil telles que Bluetooth, Wi-Fi, 4G et 5G du GSM. La couche réseau permet le flux de données et d'informations au sein du système de stationnement intelligent.

- **Couche transactionnelle** : La couche transactionnelle est responsable de l'échange sécurisé de données et des transactions au sein du système de stationnement intelligent. Elle utilise des contrats intelligents et des mécanismes de consensus pour garantir des transactions sécurisées et transparentes entre les utilisateurs et les centres de stationnement. Grâce à cette couche, les utilisateurs peuvent transmettre leurs données en toute sécurité et les centres de stationnement peuvent mettre à jour le grand livre public. L'utilisation de la technologie de la blockchain est souvent employée dans la couche transactionnelle pour assurer l'immuabilité et la confiance dans le système.
- **Couche physique** : La couche physique concerne les composants physiques et l'infrastructure du système de stationnement intelligent. Elle comprend les mécanismes et les composants électroniques qui permettent le fonctionnement du système. La couche physique repose sur des capteurs physiques et des données collectées à partir d'entités telles que les places de stationnement, les véhicules et les caméras de sécurité. Les capteurs des appareils IoT jouent un rôle crucial dans cette couche en fournissant des données en temps réel sur la disponibilité des places de stationnement et d'autres informations pertinentes. Les données collectées à partir de la couche physique sont analysées et utilisées pour gérer efficacement les entités de stationnement.

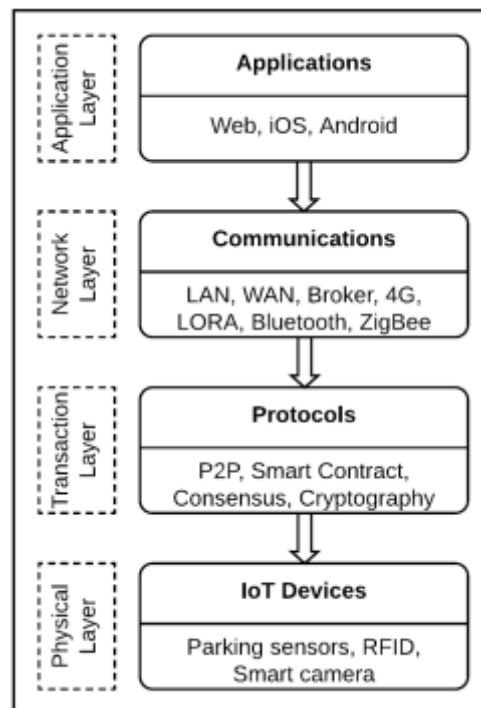


Figure 3 : L'architecture de système du Stationnement Intelligent

1.5 Des solutions de stationnement intelligentes existantes :

Les solutions de stationnement intelligentes existantes varient en fonction de leur niveau de sophistication, mais toutes visent à améliorer l'expérience de stationnement des utilisateurs et à optimiser l'utilisation de l'espace de stationnement.

Voici des exemples de stationnement intelligent actuel :

1.5.1 Système de guidage de stationnement (PGS) :

Le système de guidage de stationnement (PGS) est une solution sophistiquée conçue pour rationaliser le processus de recherche de places de stationnement dans un parking. Il utilise des capteurs, des écrans LED et l'analyse des données, pour fournir des informations en temps réel aux conducteurs et permettre une gestion efficace des espaces de stationnement [4] (figure 4).

À la base, un PGS utilise des capteurs installés dans chaque espace de stationnement pour détecter l'état d'occupation (libre ou occupé) des emplacements individuels. Ces capteurs peuvent utiliser diverses technologies telles que la détection par ultrasons, infrarouge ou champ magnétique pour déterminer avec précision la disponibilité de chaque espace de stationnement.

Les informations de stationnement en temps réel sont ensuite transmises aux conducteurs via des écrans LED placés stratégiquement dans tout le parking. Ces affichages indiquent le nombre d'espaces disponibles sur différents niveaux ou secteurs à l'aide de lumières codées par couleur, le vert indiquant généralement les places vacantes et le rouge indiquant celles occupées. De plus, des indicateurs LED installés au-dessus de chaque place de stationnement fournissent un signal visuel direct aux conducteurs concernant la disponibilité de cet emplacement spécifique.

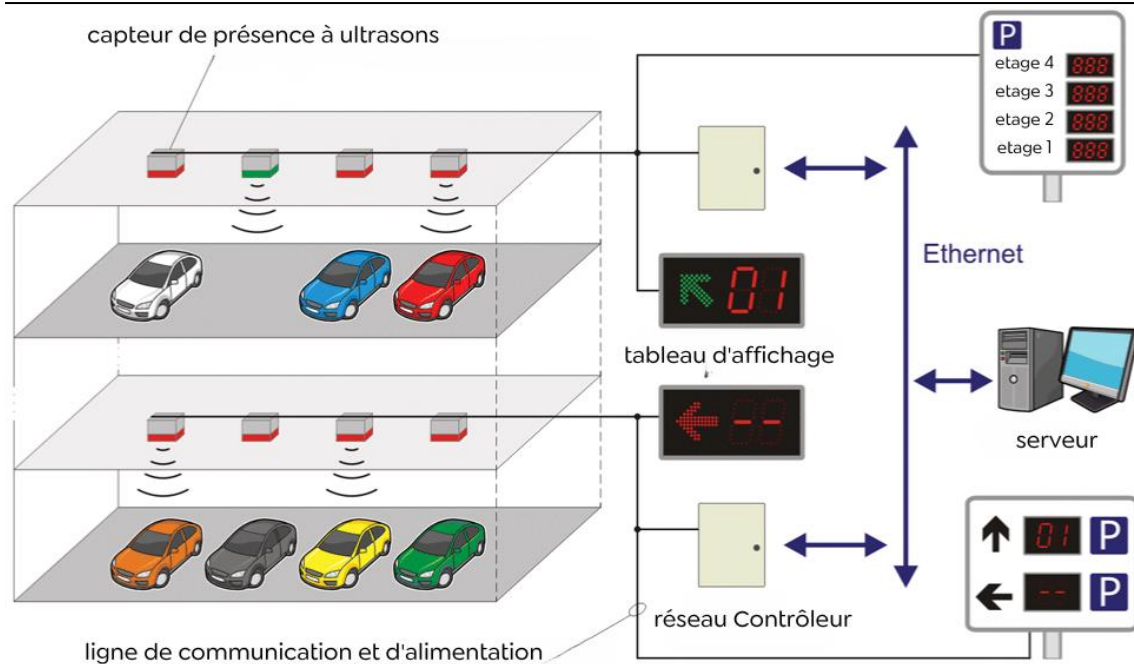


Figure 4 : le système de guidage de stationnement (PGS)

1.5.2 Système de gestion du stationnement par caméra avec barrière :

Le système de gestion du stationnement par caméra avec barrière intégrée vise à améliorer l'efficacité de la gestion des entrées/sorties. Il combine divers composants matériels, tels qu'une caméra de reconnaissance, une lumière clignotante, des panneaux à messages variables, une barrière automatique, une machine de contrôle et un logiciel de gestion du stationnement (voir figure 5). En intégrant ces composants, le système permet des opérations non-stop à l'entrée et à la sortie du parking [5].

Voici les fonctions de base et les fonctionnalités logicielles de la barrière intégrée :

- Gestion des entrées/sorties de la caméra : Le portail intelligent scanne automatiquement la plaque d'immatriculation du véhicule et permet au véhicule de passer.
- Gestion de la collecte des frais de stationnement : Les frais de stationnement peuvent être collectés manuellement par le personnel à l'aide d'ordinateurs ou d'appareils mobiles, ou en installant des automates de paiement automatique. Les conducteurs ont la possibilité de payer avant d'atteindre la sortie, ce qui facilite les opérations non-stop.



Figure 5 : Système de gestion du stationnement par caméra avec barrière

1.5.3 Système de paiement intelligent :

Les distributeurs sont des dispositifs de gestion du stationnement qui permettent aux automobilistes de payer leur stationnement ou de valider la présence de leur véhicule dans un parking [6] (figure 6). Ces machines sont généralement équipées de boîtiers résistants pour être protégés. Ils disposent d'interfaces conviviales avec des claviers alphanumériques pour faciliter la navigation et la saisie des détails de l'utilisateur. Les distributeurs peuvent être personnalisés pour s'adapter à diverses options de paiement telles que les pièces de monnaie, les lecteurs de billets, la puce et le code PIN, les paiements sans contact, les cartes à puce et la numérisation des bons.



Figure 6 : Système de paiement intelligent

1.5.4 Système de gestion du stationnement (RFID) :

Le système intelligent de carte radio fréquence d'identification (RFID) est un système de gestion de stationnement qui utilise des cartes RFID pour identifier les véhicules et les conducteurs. Chaque carte RFID est équipée d'une puce électronique qui contient des informations telles que l'identité du conducteur, le modèle de la voiture et le temps de stationnement autorisé [7][8]. (figure 7)

La carte placée sous le pare-brise du véhicule, qui est détectée par un lecteur à l'approche des portes ou de la barrière. La carte est alors vérifiée par le système central pour confirmer l'accès autorisé, puis la barrière ou les portes s'ouvrent automatiquement. Cela permet aux conducteurs de passer facilement et rapidement sans avoir à appuyer sur des boutons ou à utiliser des télécommandes, tout en assurant un niveau de sécurité élevé pour le parking.

Le système intelligent de carte RFID peut aider à réduire les temps d'attente et à optimiser l'utilisation des espaces de stationnement en permettant aux conducteurs de réserver leur place à l'avance. En effet, le système peut utiliser les informations stockées dans la puce RFID pour identifier les places de stationnement disponibles et les allouer en temps réel aux conducteurs en fonction de leur réservation.

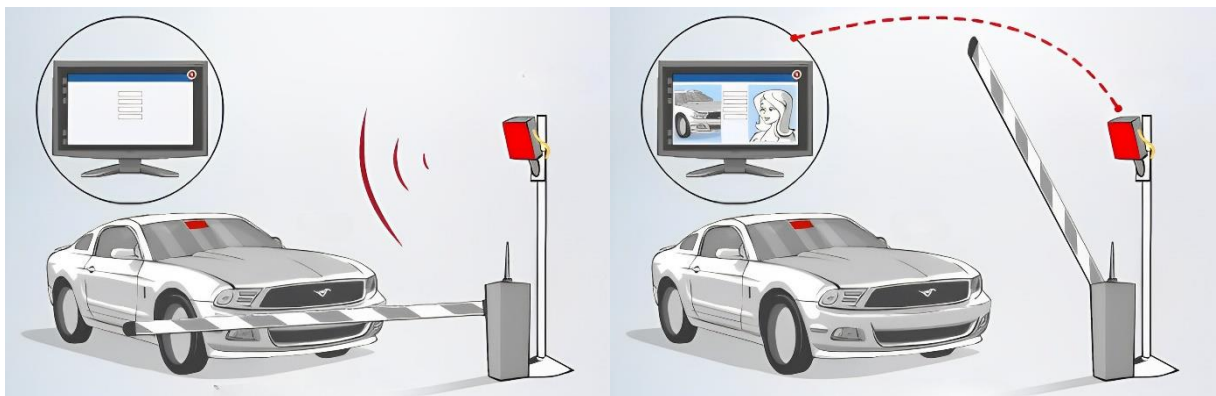


Figure 7 : Système de gestion du stationnement (RFID)

1.5.5 Système de gestion du stationnement en temps réel utilisant des capteurs optiques :

Ce système fournit en temps réel le nombre de places de stationnement occupées et disponibles à l'aide de capteurs optiques, puis ces informations sont transmises à une application sur téléphones mobiles (figure 8). Cela permet non seulement aux conducteurs de trouver rapidement des places de stationnement disponibles, mais également aux gestionnaires

de parking de surveiller efficacement l'utilisation des places et de réduire le temps de recherche des places libres.

Le système peut également envoyer des alertes en temps réel aux conducteurs pour les informer de l'emplacement des places de stationnement disponibles et de l'expiration de leur temps de stationnement [9].



Figure 8 : Système de gestion du stationnement en temps réel utilisant des capteurs optiques

1.5.6 Système de stationnement à reconnaissance de plaque d'immatriculation :

Ce système reconnaît automatiquement les véhicules à partir de la plaque d'immatriculation enregistrée auparavant et leur permet d'entrer dans le parking en ouvrant la barrière sans avoir besoin de descendre de la voiture (figure 9). Ce système fournit également des rapports périodiques sur le nombre de véhicules à l'intérieur du parking et pour ces périodes le temps total passé par chaque voiture en stationnement [10].

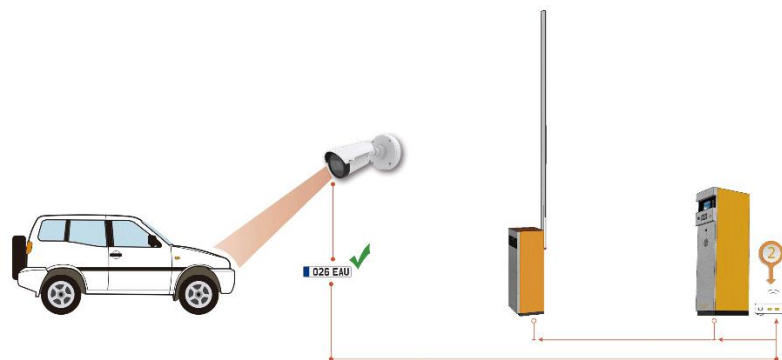


Figure 9 : Reconnaissance de plaque d'immatriculation

1.5.7 Système de gestion du stationnement utilisant des capteurs d'occupations :

Ce système intègre la technologie radar dans ses appareils. Cela fournit un niveau de précision allant jusqu'à 99%, et les données sans fil sur l'état du stationnement sont transmises directement au cloud via le réseau (figure 10).

Les capteurs peuvent être installés de trois manières différentes, sur le toit, enterrés ou semi enterrés sous le compartiment d'attente. L'utilisation de la technologie radar signifie que les capteurs ne nécessitent pratiquement aucun entretien, car ils ne sont pas affectés par la saleté, la poussière, les déversements d'hydrocarbures ou les conditions météorologiques défavorables.

De plus, les capteurs ont une longue durée de vie de la batterie allant jusqu'à dix ans, ce qui signifie qu'ils peuvent être installés sans nécessiter de remplacement ou d'entretien fréquent. Cette caractéristique spécifique les rend particulièrement rentables pour les systèmes de gestion du stationnement, car elle permet de bénéficier de données précises et fiables sans nécessiter des coûts de maintenance continus. [11][12].

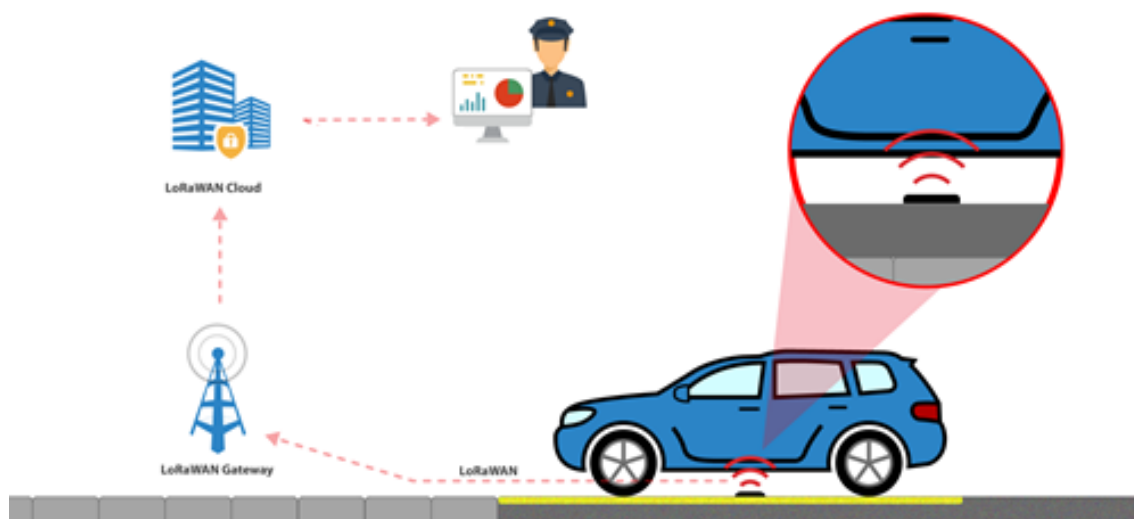


Figure 10 : Diagramme du système de gestion du stationnement utilisant des capteurs d'occupations

1.6 Les avantages de stationnement intelligent :

Selon un rapport sur "Les villes à l'ère numérique" publié par Siemens, une solution de parking intelligent peut réduire de 43% le temps passé à chercher un parking. De même, elle permet de réduire de 30% les kilomètres parcourus avec un véhicule à la recherche d'un parking [13].

- **Économiser du temps et des efforts des utilisateurs :**

En trouvant rapidement une place de stationnement disponible, les utilisateurs peuvent économiser du temps et des efforts qui seraient autrement dépensés à chercher une place de stationnement.

- **Utilisation efficace de l'espace :**

L'optimisation du stationnement permet de remplir efficacement le parking et l'espace peut être correctement utilisé par les entreprises commerciales et corporatives.

- **Réduction du trafic :**

Moins de voitures sont nécessaires pour se déplacer à la recherche d'une place de stationnement ouverte, ce qui peut réduire la circulation et les embouteillages dans les rues.

- **Amélioration de la sécurité :**

Les solutions de stationnement intelligent peuvent inclure des caméras de reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation qui peuvent aider à prévenir les infractions au stationnement et les activités suspectes. De plus, la réduction du trafic de recherche instantanée dans les rues peut réduire les accidents causés par le désordre de recherche de stationnement.

- **Données en temps réel :**

Une solution de stationnement intelligent peut générer des données en temps réel qui peuvent aider à détecter les associations et les mouvements des utilisateurs, et permettre une meilleure prise de décision dans la gestion du stationnement.

1.7 les défis de la mise en œuvre d'un système de stationnement intelligent :

La mise en place d'un système de stationnement intelligent peut offrir de nombreux avantages, notamment une meilleure utilisation de l'espace de stationnement et une réduction des émissions de gaz à effet de serre. Cependant, il y a des défis à surmonter pour sa mise en œuvre réussie.

L'un des principaux défis est le coût élevé d'installation et de maintenance d'un tel système. Il peut être difficile pour de nombreuses villes et entreprises de justifier les dépenses initiales importantes pour un système de stationnement intelligent. Cependant, les avantages à long terme peuvent compenser ces coûts, notamment une meilleure efficacité et une rentabilité accrue.

Un autre défi important est la question de la confidentialité des données. Les systèmes de stationnement intelligents utilisent souvent la technologie de suivi des véhicules pour surveiller les emplacements de stationnement disponibles. Cela peut soulever des préoccupations quant à la protection de la vie privée des conducteurs. Les gestionnaires de ces systèmes doivent mettre en place des mesures de sécurité adéquates pour garantir que les données soient protégées contre les intrusions et attaques malveillantes [14].

En fin de compte, la mise en place d'un système de stationnement intelligent peut être un défi complexe, mais avec la planification et la mise en œuvre appropriées, il peut offrir des avantages significatifs. Les villes et les entreprises doivent être conscientes des coûts initiaux et de la nécessité de garantir la confidentialité des données pour assurer le succès de la mise en place d'un tel système.

1.8 Conclusion :

Les systèmes de stationnement intelligents sont devenus une solution essentielle pour réduire les problèmes de stationnement et améliorer l'expérience globale de transport des citoyens. En intégrant des technologies de pointes telles que des capteurs en temps réel, des cartes RFID et des systèmes d'ouverture automatique des portes et/ou barrières, ces systèmes optimisent les espaces de stationnement, réduisent la congestion du trafic, améliorent la sûreté et la sécurité et fournissent des informations en temps réel. Les systèmes de stationnement intelligents profitent non seulement aux conducteurs individuels en facilitant la recherche de places de stationnement disponibles, mais contribuent également à l'objectif plus large de créer des villes intelligentes qui privilégient la durabilité, l'efficacité et la qualité de vie.

À mesure que la technologie continue de progresser, on s'attend à ce que ces systèmes de stationnement deviennent encore plus sophistiqués et largement mis en œuvre, améliorant encore le paysage du transport urbain.

2.1 Introduction :

Le stationnement intelligent fait référence à l'intégration de la technologie et de solutions basées sur les données pour améliorer l'efficacité, la commodité et la durabilité du stationnement. En tirant parti des algorithmes d'IA, des réseaux de capteurs et de l'analyse des données en temps réel, les systèmes de stationnement intelligents peuvent surveiller et gérer intelligemment les places de stationnement, fournissant aux conducteurs des informations en temps réel sur la disponibilité du stationnement et les guidant vers l'espace libre le plus proche.

2.2 Intelligence artificielle :

L'intelligence artificielle (AI), fait référence à la capacité des machines ou des systèmes informatiques à effectuer des tâches qui nécessitent généralement une intelligence humaine. Cela implique la réplique ou la simulation des capacités cognitives humaines telles que l'apprentissage, le raisonnement, la résolution de problèmes et la prise de décision [15]. L'IA permet aux machines d'analyser des données, de reconnaître des modèles, de faire des prédictions et d'automatiser des tâches, ce qui améliore l'efficacité, la précision et les capacités de résolution de problèmes dans divers domaines.

2.3 L'utilisation de l'intelligence artificielle dans le stationnement intelligent :

Les systèmes de stationnement intelligents utilisent des technologies avancées telles que l'intelligence artificielle (IA) pour optimiser la gestion des espaces de stationnement dans le but d'améliorer l'efficacité, la disponibilité et la satisfaction des conducteurs [16].

La contribution de l'IA et du Machine Learning aux systèmes de stationnement intelligents :

- Collecte de données : Des capteurs et des caméras sont déployés dans les parkings ou le long des rues pour recueillir des données sur l'occupation des places de stationnement, les heures d'entrée et de sortie et la circulation. Ces appareils collectent ces informations en temps réel et génèrent une grande quantité de données.
- Traitement des données : Les algorithmes d'IA traitent les données collectées pour en extraire des informations significatives. Ces algorithmes peuvent analyser des modèles, identifier des tendances et reconnaître les comportements récurrents. Ils peuvent également gérer de gros volumes de données rapidement et efficacement.

- Prédiction de la demande : En analysant les données historiques, les algorithmes d'IA peuvent prédire la demande future de stationnement pour des zones et des périodes spécifiques. Ces informations aident les systèmes de gestion du stationnement à anticiper les périodes de forte demande, à optimiser l'allocation de l'espace et à allouer les ressources en conséquence.
- Disponibilité en temps réel : Les systèmes alimentés par l'IA peuvent fournir des informations en temps réel sur les places de stationnement disponibles aux conducteurs. Cela peut être réalisé via des applications mobiles, une signalisation électronique ou des plateformes en ligne. Les conducteurs peuvent économiser du temps et des efforts en accédant à des informations à jour sur la disponibilité du stationnement avant d'arriver à un parking.
- Optimisation et routage : Les algorithmes d'IA optimisent l'allocation des places de stationnement et aident les conducteurs à trouver rapidement la place de stationnement la plus appropriée. En tenant compte de facteurs tels que l'emplacement, l'espace disponible et les préférences du conducteur, ces algorithmes guident les conducteurs vers la place de stationnement disponible la plus proche, réduisant ainsi le flux de circulation et minimisant le temps passé à chercher un parking.
- Paiement et transactions : Les systèmes compatibles avec l'IA peuvent simplifier les processus de paiement en s'intégrant aux plateformes de paiement mobile ou en permettant aux utilisateurs de payer via des applications mobiles. Cela rationalise l'expérience de paiement, réduit le besoin de billets physiques ou d'espèces et améliore la commodité globale.

2.4 Les types d'IA :

Les récents succès de l'IA, tels que (Deep Learning, machine Learning), peuvent être considérés comme une résurgence de l'approche basée sur les données, qui trouve ses racines dans les premières années de la recherche sur l'IA. Cependant, il est important de reconnaître que l'IA est un domaine à multiples facettes avec diverses méthodologies et approches, chacune ayant ses forces et ses limites.

L'intelligence artificielle se divise en trois catégories principales [17] :

- **IA symbolique ou basée sur la logique :**

- Cette approche, souvent associée à l'IA classique ou traditionnelle, consiste à utiliser la logique et les règles pour représenter les connaissances et faire des inférences. Il se concentre sur la manipulation de symboles et de déductions logiques pour résoudre des problèmes. L'IA symbolique s'appuie sur une logique formelle, des systèmes experts et des techniques de représentation des connaissances. Bien qu'il ait fait preuve de succès dans certains domaines, il a du mal à gérer des informations incertaines ou incomplètes.
- **IA connexionniste ou basée sur les données :**
 - Cette approche, également connue sous le nom de réseaux de neurones artificiels ou d'apprentissage automatique, vise à développer des systèmes d'IA capables d'apprendre à partir de données et de faire des prédictions ou des décisions sans programmation explicite. Il s'agit d'utiliser des algorithmes qui simulent le comportement de neurones interconnectés (inspirés du cerveau humain) pour traiter et analyser de grandes quantités de données. L'apprentissage en profondeur, un sous-domaine de l'apprentissage automatique, a attiré une attention considérable en raison de sa capacité à gérer des modèles complexes et à obtenir des performances remarquables dans des tâches telles que la reconnaissance d'images et le traitement du langage naturel.
- **IA basée sur la connaissance :**
 - Cette approche se concentre sur la représentation et le raisonnement avec des connaissances explicites de manière structurée. Il s'agit d'encoder des connaissances spécifiques à un domaine et d'utiliser des algorithmes de raisonnement pour tirer des conclusions ou prendre des décisions. Les systèmes basés sur la connaissance s'appuient généralement sur des connaissances spécialisées et des ontologies pour modéliser le monde. Ils excellent dans des domaines avec des règles et des contraintes bien définies, mais ils peuvent avoir du mal à s'adapter à des situations nouvelles ou incertaines.

2.5 Deep Learning :

Le Deep Learning est en effet une puissante technique d'apprentissage automatique basée sur des réseaux de neurones. Il est particulièrement efficace pour traiter des ensembles de données volumineux et complexes, tels que les données de stationnement.

Les algorithmes d'apprentissage en profondeur (Deep Learning) sont conçus pour apprendre et extraire automatiquement des modèles à partir des données, ce qui les rend bien

adaptés à des tâches telles que la détermination de la disponibilité des places de stationnement. En formant un modèle d'apprentissage en profondeur sur un ensemble complet de données de stationnement, y compris des informations sur l'occupation, la disponibilité et d'autres facteurs pertinents, le modèle peut apprendre à prédire avec précision la disponibilité des places de stationnement en temps réel.

De plus, des modèles d'apprentissage en profondeur peuvent être utilisés pour mettre en œuvre un système de tarification dynamique pour le stationnement. En analysant les données historiques et la demande en temps réel, ces modèles peuvent suggérer des stratégies de tarification optimales qui équilibrent l'offre et la demande. Cela peut aider à maximiser les revenus des opérateurs de stationnement et à inciter à une meilleure utilisation des places de stationnement.

2.6 Machine Learning :

Machine Learning, ou apprentissage automatique, est un domaine de l'intelligence artificielle qui se concentre sur le développement de modèles et d'algorithmes permettant aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et d'améliorer leurs performances sur des tâches spécifiques. Les machines utilisent des techniques statistiques pour détecter des schémas et des relations dans les données, ce qui leur permet de prendre des décisions, de faire des prédictions ou de résoudre des problèmes.

Voici quelques étapes impliquées dans la détection des places de stationnement en utilisant l'apprentissage automatique :

- **Acquisition d'images** : Des images ou vidéo provenant de caméras de stationnement sont capturés. Ces caméras sont stratégiquement placées pour offrir une vue dégagée de l'aire de stationnement.
- **Prétraitement** : Les images acquises sont prétraitées pour améliorer leur qualité et supprimer tout bruit ou distorsion. Les techniques de prétraitement courantes incluent le redimensionnement, la normalisation des couleurs, la réduction du bruit et l'amélioration de l'image.
- **Localisation d'objets** : Des algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisés pour identifier et localiser les places de stationnement dans les images. Diverses techniques peuvent être utilisées à cet effet, telles que la détection des bords, la détection des contours ou la correspondance des modèles.

- **Extraction des caractéristiques** : Une fois les places de stationnement localisées, les caractéristiques pertinentes des places de stationnement sont extraites. Cela peut impliquer d'identifier les véhicules, les coins ou les limites de chaque place de stationnement. En utilisant des techniques telles que HOG (Histogram of Oriented Gradients) et LBP (Local Binary Patterns) peuvent être utilisées pour extraire des informations spécifiques des images des places de stationnement.
- **Classification** : Les caractéristiques extraites sont ensuite utilisées pour classer chaque place de stationnement comme occupée ou disponible. Les algorithmes d'apprentissage automatique, tels que les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux de neurones convolutifs (CNN) et le classifieur KNN (k-nearest neighbors), peuvent être entraînés sur des ensembles de données étiquetés pour effectuer cette tâche de classification avec précision.
- **Attribution de stationnement** : Après avoir déterminé la disponibilité de chaque place de stationnement, un système intelligent peut attribuer des places disponibles aux véhicules en fonction de leurs dimensions ou d'autres critères. Ces informations peuvent être intégrées aux systèmes de gestion des parkings ou affichées aux conducteurs via des interfaces utilisateur ou des applications mobiles.

2.2.1 Techniques de l'extraction des caractères :

- **Histogram of Oriented Gradients (HOG):**

L'histogramme des gradients orientés, également connu sous le nom de HOG (Histogram of Oriented Gradients), est un descripteur de caractéristiques utilisé en traitement d'images dans le but de la détection d'objets. Cette technique compte les occurrences de l'orientation du gradient dans une partie localisée d'une image. Le descripteur HOG se concentre sur la structure ou la forme d'un objet. Il utilise à la fois la magnitude et l'angle du gradient pour calculer les caractéristiques. Pour les régions de l'image, il génère des histogrammes en utilisant la magnitude et les orientations du gradient comme le montre la figure 11.

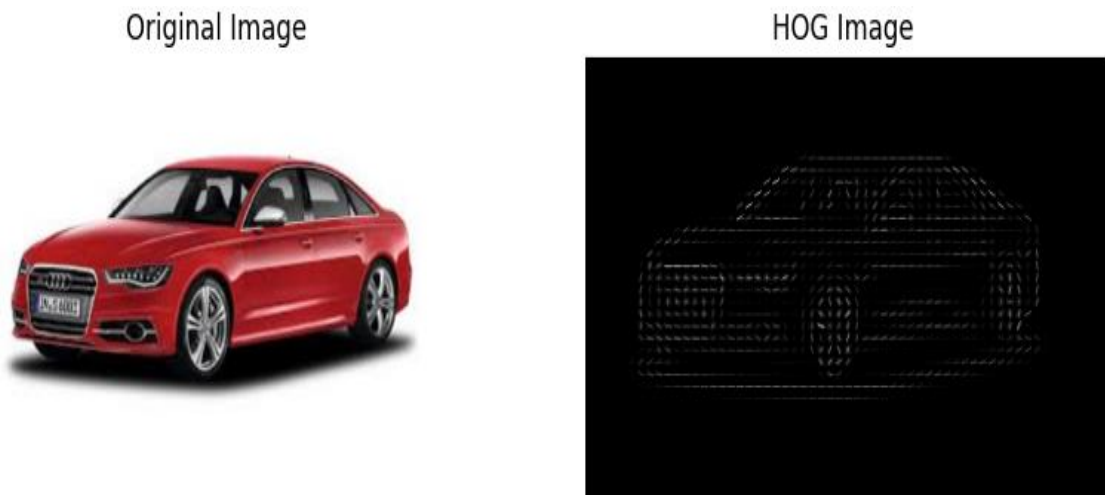


Figure11: Exemple de l'utilisation du HOG sur une image

Le processus d'extraction des caractéristiques HOG comprend plusieurs étapes [18]:

1) **Prétraitement de l'image :**

Avant l'extraction des caractéristiques, l'image d'entrée subit quelques étapes de prétraitement pour améliorer sa qualité et normaliser l'éclairage. Les étapes de prétraitement courantes comprennent le redimensionnement de l'image à une taille standard, sa conversion en niveaux de gris et l'application de techniques de normalisation du contraste.

2) **Calcul des gradients :**

L'étape suivante consiste à calculer les gradients à l'intérieur de l'image. Les gradients représentent les variations d'intensité des pixels dans différentes régions d'une image. Ils capturent des informations importantes sur les contours et les textures.

les gradients dans les directions horizontale (G_x) et verticale (G_y) pour chaque pixel de l'image.

$$G_x = |I(x+1, y) - I(x-1, y)|$$

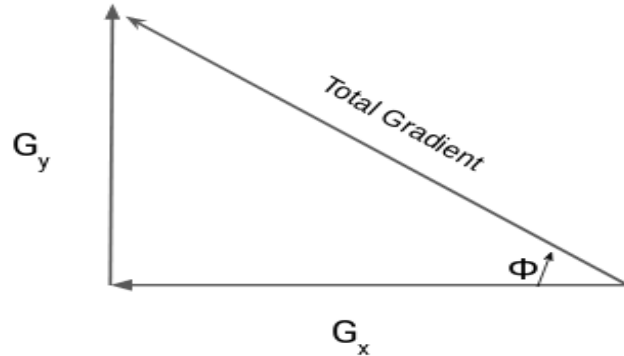
$$G_y = |I(y+1, x) - I(y-1, x)|$$

Ici, $I(x, y)$ représente l'intensité du pixel aux coordonnées (x, y) dans l'image en niveaux de gris.

3) **Quantification de l'orientation :**

Une fois les gradients calculés, l'image est divisée en petites régions appelées cellules. Chaque cellule couvre généralement une région carrée de pixels. À l'intérieur de

chaque cellule, les orientations des gradients sont quantifiées en un nombre limité de compartiments. Cette quantification est effectuée en divisant la plage des orientations de gradient (généralement de 0 à 180 degrés) en compartiments également espacés.



pour calculer la magnitude totale du gradient, nous avons G_x et G_y . Appliquons le théorème de Pythagore :

$$\text{Amplitude totale du gradient} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Ensuite, l'orientation (ou la direction) pour le même pixel :

$$\tan(\Phi) = \frac{G_y}{G_x}$$

Par conséquent, la valeur de l'angle serait :

$$\Phi = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$$

4) Calcul de l'histogramme :

Pour chaque cellule, un histogramme est construit en accumulant les magnitudes des gradients dans leurs compartiments d'orientation respectifs. Les magnitudes des gradients fournissent des informations sur la force ou l'importance des gradients dans une direction particulière. L'histogramme capture la distribution des orientations de gradient à l'intérieur de la cellule.

5) Normalisation des blocs :

Pour tenir compte des variations locales d'éclairage et de contraste, les cellules voisines sont regroupées dans des blocs plus grands. La normalisation des blocs est réalisée en appliquant une fonction de normalisation aux histogrammes de chaque bloc. L'objectif de la

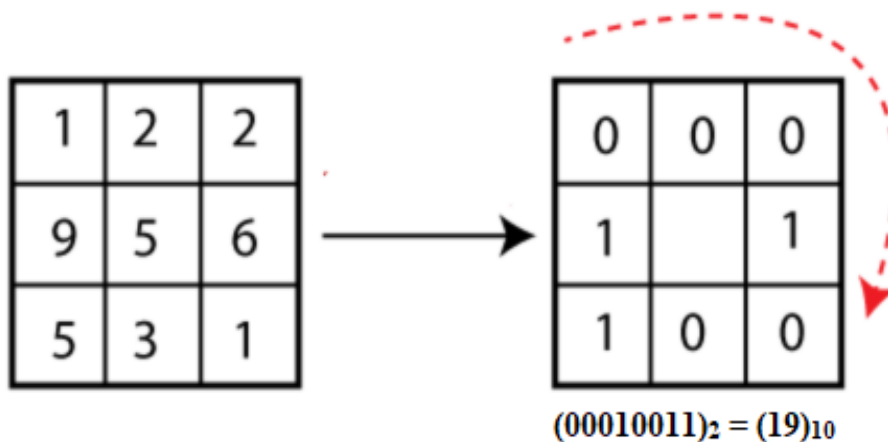
normalisation est de rendre le descripteur de caractéristiques plus robuste aux changements d'éclairage et d'améliorer son pouvoir discriminatif.

6) Vecteur de caractéristiques :

Les valeurs d'histogramme normalisées de tous les blocs sont concaténées pour former un seul vecteur de caractéristiques. Ce vecteur de caractéristiques représente le descripteur HOG pour l'image d'entrée. Il code l'arrangement spatial des orientations de gradient locales, capturant ainsi des informations importantes sur la forme et la texture.

- **Local Binary Patterns (LBP) :**

L'extraction de caractéristiques LBP (Local Binary Patterns) est une méthode utilisée en traitement d'images pour décrire et analyser les motifs de texture présents dans une image. Le processus LBP consiste à parcourir l'image en utilisant une fenêtre de taille fixe (généralement 3x3 pixels) et à calculer un motif binaire local pour chaque pixel de l'image. Ce motif binaire est obtenu en comparant l'intensité du pixel central avec les intensités des pixels voisins.



Voici les étapes de base du processus LBP [19] (Voir la figure 12):

- 1) Convertir l'image en niveaux de gris si elle ne l'est pas déjà.
- 2) Parcourir l'image pixel par pixel en utilisant une fenêtre 3x3.
- 3) Pour chaque fenêtre 3x3, comparer l'intensité du pixel central avec les intensités des pixels voisins (8 pixels autour du pixel central).
- 4) Assigner une valeur binaire de 1 ou 0 à chaque pixel voisin en fonction de sa relation avec le pixel central. Si l'intensité du pixel voisin est supérieure ou égale à celle du pixel central, la valeur binaire est 1, sinon elle est 0.

- 5) Concaténer les valeurs binaires des pixels voisins pour former un motif binaire local (un nombre binaire).
- 6) Convertir le motif binaire local en une valeur décimale.
- 7) Assigner la valeur décimale à la position du pixel central dans l'image d'origine.
- 8) Répéter les étapes pour tous les pixels de l'image.
- 9) À la fin du processus, une nouvelle image est créée où chaque pixel contient la valeur décimale correspondant au motif binaire local calculé à partir de la fenêtre 3x3 centrée sur ce pixel.

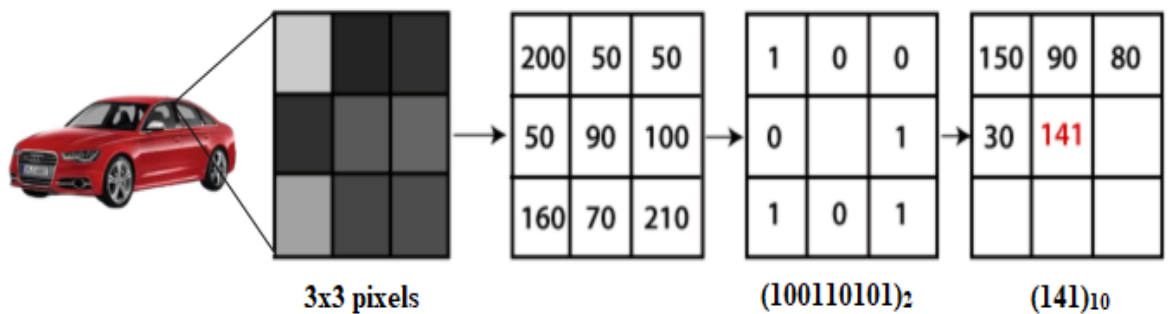


Figure 12: les étapes de base du processus LBP

Cette nouvelle image obtenue après l'application de LBP capture les caractéristiques locales de l'image d'origine, telles que les textures et les motifs, et peut être utilisée pour l'analyse et la classification ultérieures.



Figure 13: Exemple de l'utilisation du LBP sur une image

2.2.2 Techniques de classification :

- Les machines à vecteurs de support (SVM)

Le (SVM) est un algorithme d'apprentissage supervisé utilisé pour la classification et la régression. Il est couramment utilisé pour la classification et est parfois appelé classification à vecteurs de support (SVC).

Voici les deux principaux types de SVM [20][21] :

- **SVM linéaire (également connu sous le nom de SVM à noyau linéaire) :**

Le SVM linéaire, est utilisé pour des données linéairement séparables. Il vise à trouver un hyperplan qui sépare les points de données des différentes classes avec la marge maximale. La frontière de décision est une ligne droite ou un hyperplan dans des dimensions supérieures.

Nous pouvons facilement séparer entre deux classes. Mais il peut y avoir plusieurs lignes qui peuvent séparer ces classes. Considérons la figure ci-dessous :

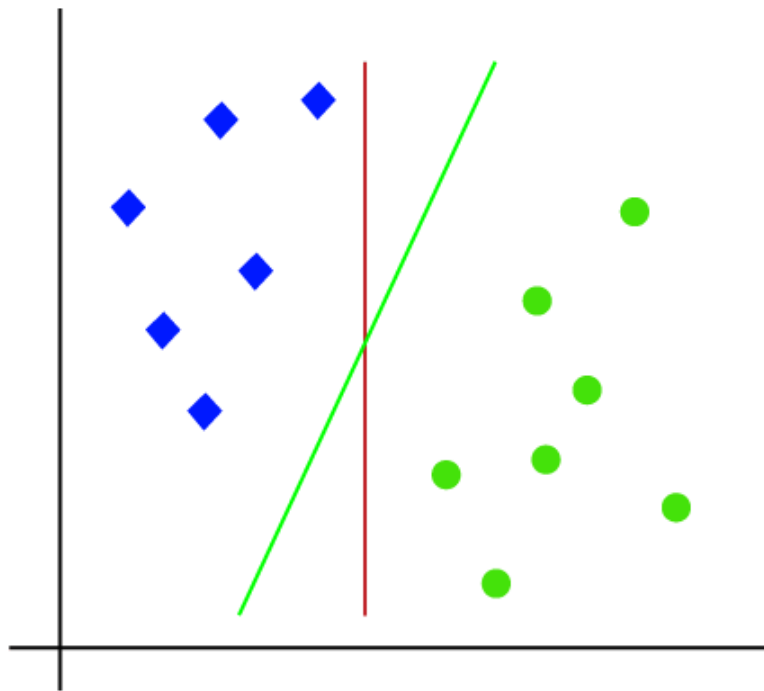


Figure 14: séparation entre deux classes avec deux lignes

L'algorithme SVM aide à trouver la meilleure ligne ou frontière de décision ; cette frontière ou région optimale est appelée hyperplan. L'algorithme SVM trouve les points les plus proches des lignes provenant des deux classes. Ces points sont appelés vecteurs de support. La distance entre les vecteurs et l'hyperplan est appelée marge. L'objectif du SVM est de maximiser cette marge comme le montre la figure 15 ci-dessous. L'hyperplan avec la marge maximale est appelé l'hyperplan optimal.

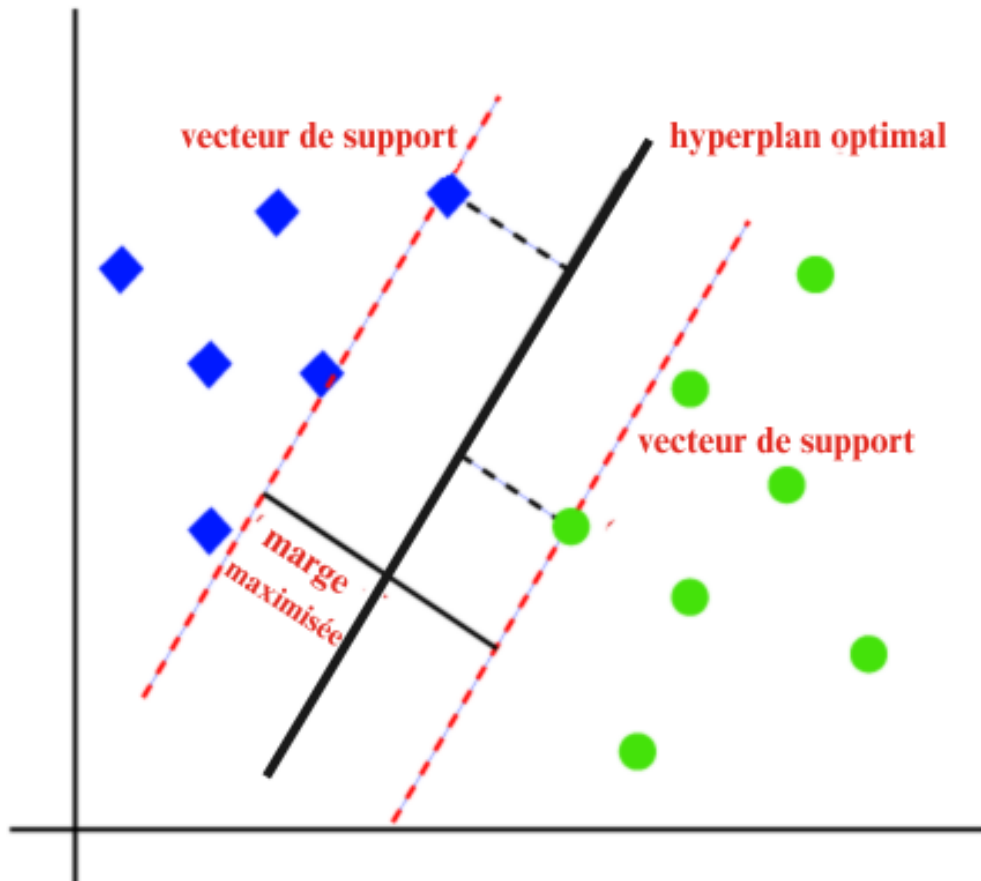


Figure 15 : Classifieur SVM Linéaire

- **SVM non linéaire (également connu sous le nom de SVM à noyau non linéaire):**

Le SVM non linéaire est utilisé lorsque les points de données ne sont pas linéairement séparables. Il utilise une technique appelée astuce du noyau (kernel trick) pour mapper de manière implicite les caractéristiques d'entrée dans un espace de dimensions supérieures, où un hyperplan linéaire peut séparer efficacement les données. Cela permet d'obtenir des frontières de décision complexes dans l'espace des caractéristiques d'origine. La fonction de noyau mesure la similarité entre les paires de points de données et calcule le produit scalaire dans l'espace de dimensions supérieures sans les mapper explicitement. (Figure 16)

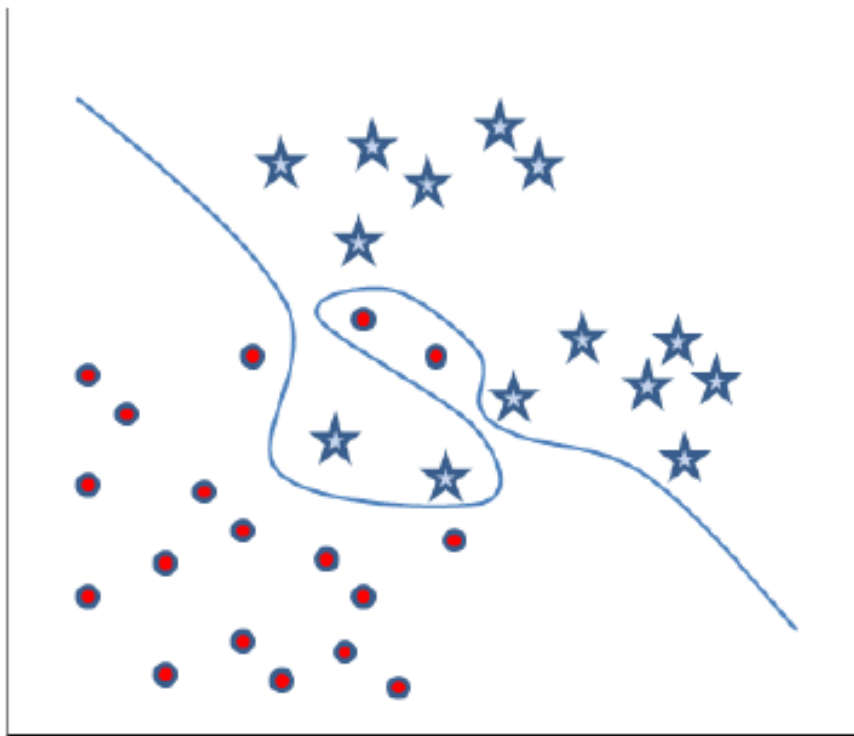


Figure 16: Séparation non linéaire entre deux classes

. Le SVM linéaire est efficace et moins coûteux en termes de calcul par rapport aux SVM non linéaires.

Les SVM présentent certains avantages par rapport aux autres algorithmes de classification. Ils peuvent gérer des espaces de caractéristiques de grande dimension et fonctionnent bien même lorsque le nombre de dimensions est supérieur au nombre d'échantillons.

- **Le classifieur des k-plus proches voisins (k-NN) :**

Le (k-NN) est un algorithme utilisé pour la classification et la régression dans l'apprentissage automatique. C'est une méthode d'apprentissage non paramétrique et basée sur les instances qui repose sur la similarité entre les points de données pour effectuer des prédictions. Le classifieur des k-plus proches voisins est devenu populaire en raison de sa nature intuitive, de sa facilité de mise en œuvre et de sa capacité à gérer des schémas de données complexes.

Voici une explication des différentes étapes de l'algorithme K-NN [22] :

- 1) **Sélectionner le nombre K de voisins**

Dans la première étape, Nous devons déterminer la valeur de K , qui représente le nombre de plus proches voisins qui seront pris en compte pour la classification. Cette valeur est généralement choisie par expérimentation ou par validation croisée.

2) Calculer la distance euclidienne des K plus proches voisins

Une fois que la valeur de K est déterminée, l'algorithme calcule la distance euclidienne entre le nouveau point de données (celui à classifier) et chaque point de données de l'ensemble d'entraînement. La distance euclidienne est une mesure couramment utilisée qui calcule la distance en ligne droite entre deux points dans un espace multidimensionnel.

3) Sélectionner les K plus proches voisins selon la distance euclidienne calculée

Après avoir calculé les distances, l'algorithme sélectionne les K points de données de l'ensemble d'entraînement qui ont les distances les plus courtes par rapport au nouveau point de données. Ces K points de données sont les plus proches voisins.

4) Parmi ces K voisins, compter le nombre de points de données dans chaque catégorie

Ensuite, l'algorithme examine les étiquettes ou classes des K plus proches voisins. Il compte le nombre de points de données appartenant à chaque catégorie ou classe. Cette étape permet de déterminer la classe majoritaire parmi les voisins.

5) Attribuer le nouveau point de données à la catégorie ayant le nombre maximal de voisins

En fonction du vote majoritaire obtenu à l'étape précédente, le nouveau point de données est attribué à la catégorie ou classe qui a le plus grand nombre de voisins. C'est la classe prédite pour le nouveau point de données.

6) Le modèle est prêt

Une fois que le nouveau point de données a été attribué à une classe, le modèle k -NN est considéré comme prêt pour la classification. L'algorithme peut ensuite être utilisé pour classifier d'autres points de données en répétant les étapes ci-dessus.

En suivant ces étapes, l'algorithme des k -plus proches voisins classe les nouveaux points de données en fonction des étiquettes de leurs plus proches voisins, ce qui en fait une méthode simple mais efficace pour les tâches de classification.

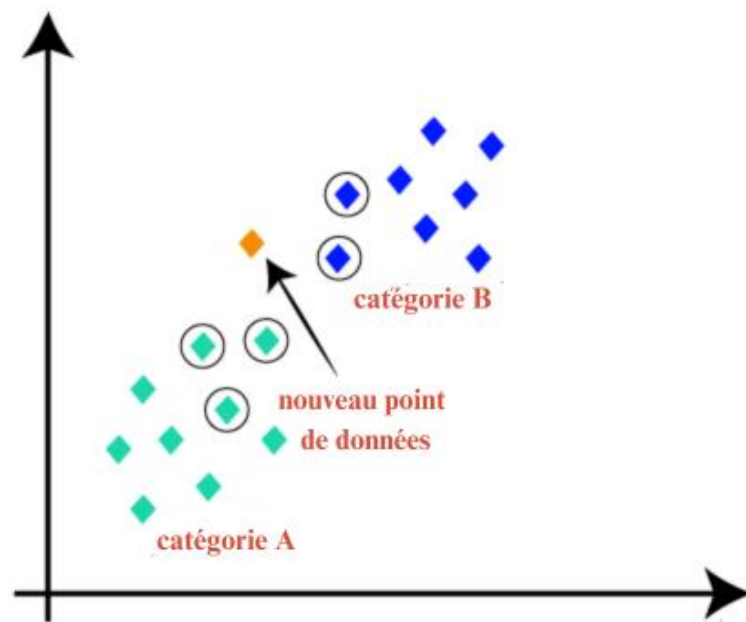


Figure 17: classifieur des k-plus proches voisins (k-NN)

2.7 L'avenir du stationnement intelligent :

Plusieurs tendances devraient avoir un impact sur l'avenir du stationnement intelligent. Voici quelques-unes des principales tendances [23] :

- **Internet des objets (IoT) :** L'IoT jouera un rôle important dans l'avenir du stationnement intelligent. Les appareils et capteurs IoT peuvent être déployés dans les espaces de stationnement, permettant une surveillance et une collecte de données en temps réel. Ces données peuvent être utilisées pour optimiser l'utilisation des espaces de stationnement, améliorer la fluidité du trafic et fournir des informations en temps réel aux conducteurs.
- **Véhicules connectés :** Avec l'essor des véhicules connectés, les voitures peuvent communiquer avec l'infrastructure de stationnement et les systèmes de stationnement intelligents. Les véhicules connectés peuvent recevoir des informations en temps réel sur les places de stationnement disponibles, naviguer vers l'emplacement disponible le plus proche et même faire des réservations de stationnement à l'avance.
- **Applications mobiles :** Les applications mobiles prennent de plus en plus d'importance dans le domaine du stationnement intelligent. Ces applications peuvent fournir aux conducteurs des informations en temps réel sur la disponibilité

du stationnement, leur permettre de réserver et de payer des places de stationnement, et fournir des conseils de navigation vers l'emplacement de stationnement choisi.

- **Analyse de données et IA** : Les technologies d'analyse de données et d'intelligence artificielle (IA) transforment les systèmes de stationnement intelligents. En analysant les données historiques et en temps réel, les algorithmes d'IA peuvent prédire la disponibilité des places de stationnement, optimiser l'allocation des places de stationnement et fournir des informations pour la gestion du trafic. Cela aide à réduire la congestion et améliore l'expérience globale de stationnement.
- **Solutions durables** : Alors que la durabilité devient une priorité absolue, les systèmes de stationnement intelligents intègrent des pratiques durables. Cela comprend l'intégration d'une infrastructure de recharge pour véhicules électriques (VE) dans les espaces de stationnement, la promotion de l'adoption des VE et l'utilisation de sources d'énergie renouvelables pour alimenter les parkings.
- **Intégration avec les villes intelligentes** : Le stationnement intelligent est de plus en plus intégré dans des initiatives plus larges de villes intelligentes. En connectant les systèmes de stationnement à d'autres infrastructures urbaines telles que les réseaux de transport, les systèmes de gestion du trafic et les transports publics, les villes peuvent créer des solutions de mobilité plus efficaces et intégrées.
- **Innovations en matière de paiement** : Les méthodes traditionnelles de paiement du stationnement sont remplacées par des options de paiement numériques. Les solutions de paiement sans numéraire et sans contact, telles que les portefeuilles mobiles ou les cartes de stationnement intelligentes, offrent un confort et améliorent l'expérience globale de stationnement.
- **Tarifification dynamique** : Des modèles de tarification dynamique sont adoptés dans les systèmes de stationnement intelligents. Les prix peuvent varier en fonction de facteurs tels que la demande, l'heure de la journée, le lieu et les événements spéciaux. Cela permet d'optimiser l'utilisation des espaces de stationnement et d'inciter les conducteurs à choisir des aires de stationnement moins encombrées.
- **Systèmes de guidage de stationnement** : Les systèmes de guidage de stationnement, composés de capteurs et de panneaux de signalisation, peuvent diriger les conducteurs vers les places de stationnement disponibles, réduisant ainsi

le temps passé à chercher une place de parking. Ces systèmes permettent également d'optimiser la circulation au sein des parkings.

- **Intégration avec le covoiturage et les Véhicules autonomes** : Les systèmes de stationnement intelligents s'adaptent à l'essor des services de covoiturage et au déploiement futur des véhicules autonomes. L'intégration avec les plateformes de covoiturage permet des zones de prise en charge et de dépose désignées, tandis que les véhicules autonomes peuvent utiliser des systèmes de stationnement intelligents pour trouver des places de stationnement ou des bornes de recharge disponibles.

2.8 Conclusion :

L'IA joue un rôle crucial dans le fonctionnement des systèmes de stationnement intelligents. Les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent analyser de grandes quantités de données collectées à partir de diverses sources, notamment des détecteurs de présence, des caméras et des applications mobiles. Ces algorithmes peuvent détecter des modèles, prédire la demande de stationnement et optimiser l'attribution des places de stationnement, garantissant que les places de stationnement sont utilisées à leur plein potentiel.

3.1 Introduction :

Le concept de stationnement intelligent englobe l'utilisation de technologies avancées, notamment le traitement d'images, afin d'optimiser les opérations de stationnement. Grâce aux technologies de traitement d'images, les systèmes de stationnement intelligents peuvent surveiller et gérer efficacement les emplacements de stationnement, en fournissant aux utilisateurs des informations en temps réel sur la disponibilité des places de stationnement. Si aucun espace n'est disponible, cela entraîne un stress excessif et une consommation accrue de carburant avant d'entreprendre l'activité principale. Notre objectif est d'instaurer un système de gestion intelligent qui utilise des caméras pour détecter les espaces de stationnement et les transmettre, afin qu'un système centralisé puisse prendre la décision de lever la barrière du parking en présence d'une place disponible, ou de la maintenir en position basse en l'absence de places libres.

Cahier des charges :

Trouver une place de parking pour votre véhicule est un problème majeur dans les grandes villes. L'augmentation du nombre de propriétaires de voitures a créé un déséquilibre entre la demande et l'offre de stationnement. Dans la situation actuelle, un système de gestion du stationnement capable de suivre les places de stationnement est devenu une nécessité pour toutes les grandes villes. Le système qu'on a étudié simuler et réalisé comprend les éléments suivants :

Parking privé qui contient 22 places pour le stationnement des voitures.

Une barrière à l'entrée du parking entraîné par un servomoteur.

Deux capteurs infrarouge situé à l'entrée et la sortie du parking pour surveiller la présence de la voiture et son passage après la barrière.

Un écran OLED pour afficher 'vide' ou 'occupé'

Un Arduino UNO pour la commande

Logiciel de programmation : python 3.9

3.2 Matériel et méthodes :

Notre travail proposé comprend plusieurs étapes qui sont synthétisées dans la figure 18 ci-dessous :

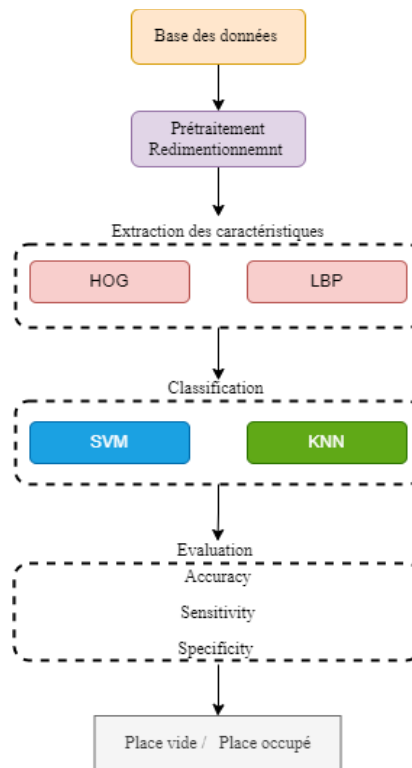


Figure 18 : Les différentes étapes envisagées dans notre travail.

3.2.1 La base des données :

La base de données des images du parking utilisé dans ce travail est composée de 3000 images en couleur [24]. Cet ensemble de données est spécialement conçu pour analyser l'état d'occupation des places de stationnement individuelles dans le parking (Figure 19). Chaque place de parking est représentée par deux images différentes ; une lorsque la place est occupée par une voiture et une autre lorsqu'elle est vacante (voir figure 20).

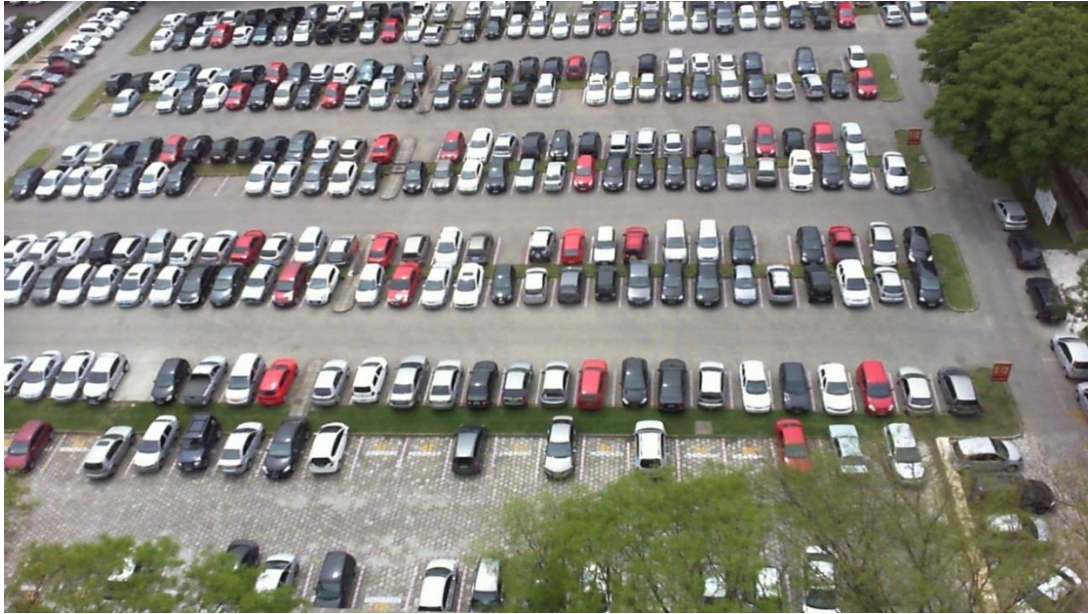


Figure 19: La photo d'un parking

L'ensemble de données comprend 1500 images de places de stationnement vides et 1500 images de places de stationnement occupées (figure 20). Ces images incluent différentes conditions d'éclairage, y compris le jour, la nuit et les périodes de transition, assurant une représentation diversifiée des scénarios du monde réel comme le montre la figure 21. Les images utilisées dans ce travail affichent une gamme de résolutions, avec des tailles allant de (28 * 48) pixels à (93 * 154) pixels, offrant différents niveaux de détails visuels pour l'analyse.

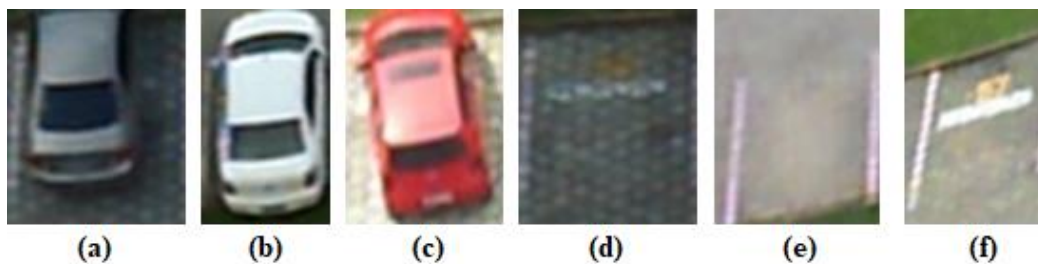


Figure 20: a,b,c (place occupée) ; d,e,f (place vide)



Figure 21: Différentes conditions d'éclairage

3.2.2 Prétraitement :

Le prétraitement, fait référence aux étapes initiales prises pour préparer les données brutes en vue de leur analyse ou de leur traitement ultérieur. Il s'agit de filtrer, transformer et organiser les données pour les rendre adaptées à la tâche telle que la classification comme dans notre cas. Ces étapes permettent d'améliorer la qualité des données, de supprimer le bruit, de réduire la dimensionnalité. Dans notre cas, il est important de noter que la base de données que nous avons utilisée est de bonne qualité.

- **Redimensionnement**

Notre prétraitement consistait simplement à redimensionner les images en une taille de 16x24 pixels, afin de faciliter l'extraction des caractéristiques. Pour ce faire, nous avons utilisé deux techniques, à savoir le HOG (Gradient Orientation Histogram) et le LBP (Local Binary Patterns).

3.2.3 Extraction des caractéristiques :

Pour procéder à l'extraction des caractéristiques des images de stationnement, nous opterons pour l'utilisation des techniques HOG et LBP. Ces méthodes sont largement reconnues pour leur capacité à extraire des informations pertinentes des images, ce qui permet une analyse et une interprétation améliorées des données visuelles.

1) **HOG (Gradient Orientation Histogram) :**

L'histogramme des gradients orientés (HOG) est une technique d'extraction de caractéristiques. Il capture la distribution des orientations des gradients au sein d'une image pour représenter sa forme et son apparence locales. En divisant l'image en petites cellules, en calculant les magnitudes et les orientations des gradients, et en créant des histogrammes de ces orientations, le HOG fournit une représentation robuste pour des tâches telles que la détection et la reconnaissance d'objets (Figure 22 et 23). Il est particulièrement efficace pour capturer les contours et les textures des objets.



Figure 22: Extraction des caractéristiques par le HOG (cellule=4x4) pour une place occupée

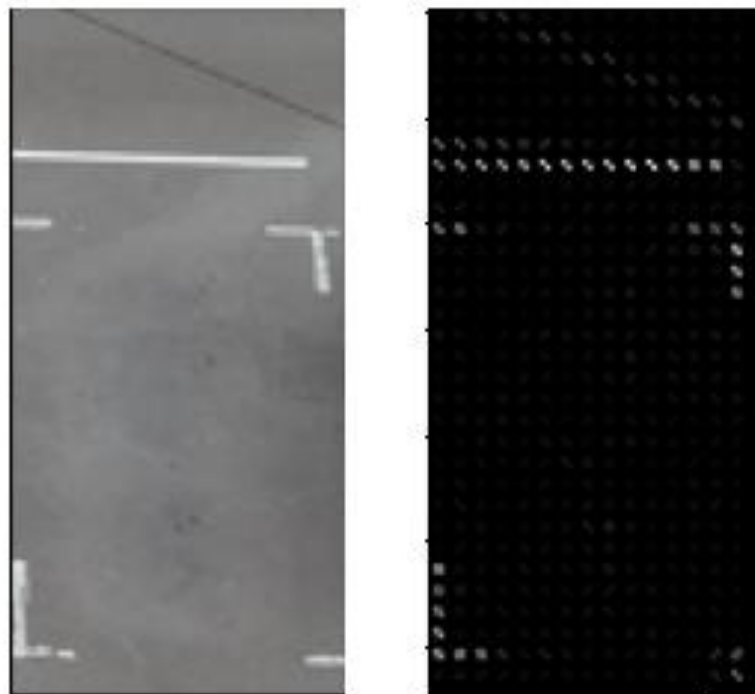


Figure 23: Extraction des caractéristiques par le HOG (cellule=4x4) pour une place vide

Dans cette étude, nous avons mis en œuvre la méthode de l'histogramme des gradients orientés (HOG) pour calculer les magnitudes et les orientations. Nous avons choisi une taille de cellule de 4x4, ce qui a entraîné la création d'un vecteur de caractéristiques de dimension 1x240. De plus, en optant pour une taille de cellule de 8x8, nous avons obtenu un vecteur de caractéristiques de dimension 1x32.

2) LBP (Local Binary Patterns) :

LBP, qui signifie Local Binary Patterns, est une méthode d'extraction de caractéristiques utilisée en traitement d'images. LBP code l'information de texture locale dans une image en comparant les valeurs d'intensité d'un pixel central avec celles de ses pixels voisins. Il représente chaque pixel d'une image par un code binaire en fonction de ces pixels voisins (voir figure 24 et 25). LBP est utile pour des tâches telles que l'analyse de texture, la reconnaissance faciale et la détection d'objets, car il capture les motifs de texture à un niveau local. C'est une technique simple mais efficace pour extraire des caractéristiques distinctives des images.

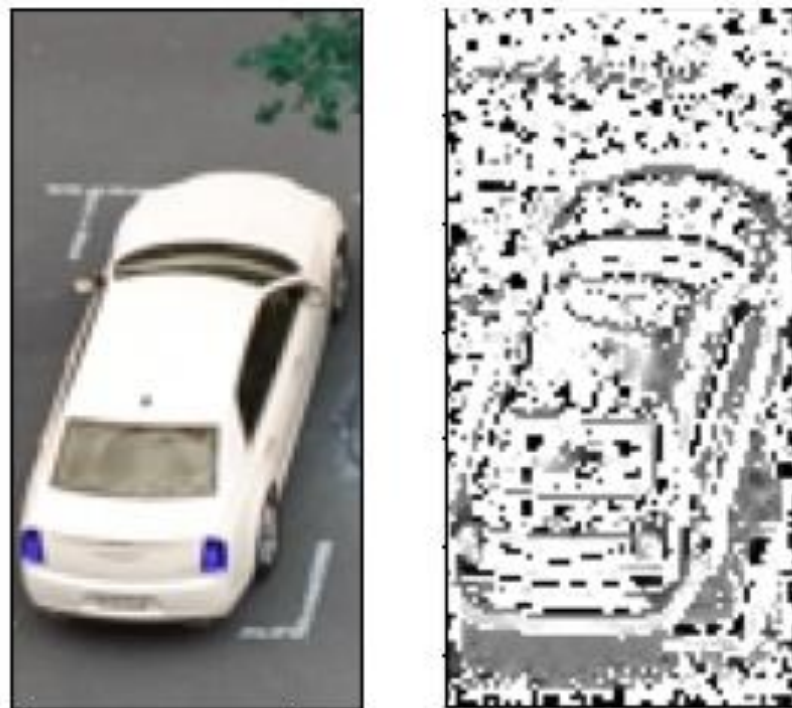


Figure 24: Extraction des caractéristiques par le LBP pour une place occupée

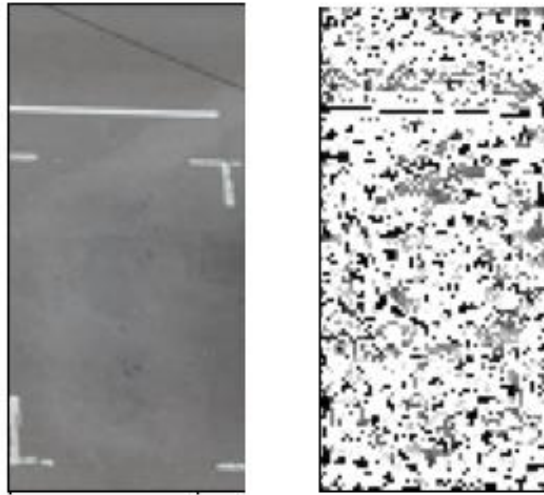


Figure 25: Extraction des caractéristiques par le LBP pour une place vide

Dans cette étude, l'extraction des caractéristiques a été par l'utilisation de la technique LBP (voir chapitre 2). En effectuant deux expériences, nous avons d'abord obtenu un vecteur de caractéristiques de dimension 1x34, puis un vecteur de caractéristiques de dimension 1x98. En fin de compte, on obtient une matrice contenant tous les vecteurs de caractéristiques LBP extraits et leurs étiquettes associées pour chaque expérience.

3.2.4 Classification :

1) Support Vector Machine (SVM) :

Est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé utilisé pour les tâches de classification et de régression. Le SVM fonctionne en projetant les points de données dans un espace de caractéristiques de haute dimension et en trouvant l'hyperplan optimal qui sépare au maximum les différentes classes. L'hyperplan est déterminé par les vecteurs de support, qui sont les points de données situés le plus près de la frontière de décision. Le SVM vise à obtenir la marge la plus large possible entre les vecteurs de support des différentes classes, ce qui permet une meilleure généralisation et une meilleure précision de classification. Dans notre cas on a utilisé le SVM linéaire pour classifier deux classes ; l'une étiquetée place occupée et l'autre classe étiquetée place vide. L'étiquette attribuée à une place occupée est codée comme '1', tandis que l'étiquette attribuée à une place vide est codée comme '-1'.

2) K-Nearest Neighbors (KNN):

Notre programme effectue une tâche de classification en utilisant l'algorithme des k plus proches voisins (KNN). Il commence par extraire les caractéristiques HOG et LBP à

partir de deux ensembles d'images. Ensuite, les données sont préparées pour l'apprentissage en combinant les caractéristiques extraites dans une matrice globale. Les caractéristiques sont séparées des étiquettes correspondantes. Ensuite, les données sont divisés en ensembles d'entraînement et de test.

3.2.5 Métrique :

Dans le cadre de cette étude, nous avons évalué la performance de classification en utilisant trois métriques pour une mesure quantitative : la précision de classification (Accuracy)[25], la spécificité [26] et la sensibilité. Ces métriques sont expliquées dans ce qui suit.

Précision de classification (Accuracy) est effectivement une mesure couramment utilisée pour évaluer la performance d'un modèle de classification. Elle exprime le taux global de bonnes classifications et est définie comme la proportion d'images correctement classifiées par rapport au nombre total d'images.

Pour calculer précision de classification, on divise le nombre d'images correctement classifiées par le nombre total d'images et on multiplie le résultat par 100 pour obtenir un pourcentage. Voici la formule :

$$\text{Précision de classification (Accuracy)} = \frac{\text{Nombre d'images correctement classifiées}}{\text{Nombre total d'images}} \times 100 \quad (1)$$

Spécificité est une métrique utilisée pour évaluer la performance d'un classifieur dans le contexte de la classification binaire. Elle mesure le taux d'exemples négatifs correctement prédits par le classifieur.

$$\text{Spécificité} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100 \quad (2)$$

Sensitivité est une métrique qui mesure le taux d'exemples positifs correctement prédits par un classifieur.

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100 \quad (3)$$

Ces métriques sont complémentaires qui résument la performance d'un classifieur en prenant en compte l'ensemble des composantes de la matrice de confusion. Cette dernière est composée de quatre valeurs (Tableau 1) dans le cas d'un problème de classification à deux classes (classe positive vs classe négative).

Tableau 1: matrice de Confusion

		Valeur prédit	
		Place vide (-1)	Place occupée (1)
Valeur réel	Place vide (-1)	TP - True Positive	FP- False Positive
	Place occupée (1)	FN -False Negative	TN - True Negative

- **TruePositive (TP) : place vide est trouver par le classifieur vide**
- **False Positive (FP) : place vide est trouver par le classifieur occupée**
- **TrueNegative (TN) : place occupée est trouver par le classifieur occupée**
- **False Negative (FN) : place occupée est trouver par le classifieur vide**

Exemple :

Tableau 2: exemple d'une matrice de Confusion

		Valeur prédit	
		Place vide (-1)	Place occupée (1)
Valeur réel	Place vide (-1)	165	12
	Place occupée (1)	23	200

$$\text{précision de classification (Accuracy)} = \frac{165 + 200}{165 + 12 + 23 + 200} \times 100 = 91.25 \%$$

$$\text{Spécificité} = \frac{200}{200 + 12} \times 100 = 94.34\%$$

$$\text{Sensitivité} = \frac{165}{165 + 23} \times 100 = 87.78 \%$$

3.2.6 Résultats et discussion :

Les résultats de cette étude sont présentés dans le tableau 3. Le meilleur taux de précision de 98,66 % a été obtenu en utilisant SVM en combinaison avec l'extracteur HOG. En outre, d'autres paramètres sont calculés, notamment la sensibilité (pour évaluer la précision de la classification des places libres) et la spécificité (pour évaluer la précision de la classification des places occupées), qui s'élèvent respectivement à 95,89 % et 100 %. Il

Chapitre 3 : Implémentation et Discussion des Résultats

convient également de mentionner que le classifieur KNN a également obtenu des résultats comparables à ceux du SVM

Tableau 3: Résultats de la classification avec SVM et KNN

Base des données	Extracteur	Taille cellule	Nombre des caractéristiques	Classification	Evaluation (%)		
					Précision de classification (Accuracy)	Sensitivité	Spécificité
PKLotSegmentedSampled	HOG	(8*8)	32	SVM	97.66	98.63	97.27
				KNN	95.83	100	92.74
		(4*4)	240	SVM	98.66	95.89	100
				KNN	97.75	100	94.98
	LBP	radius = 2 n_points = 16 * radius	34	SVM	90.63	96.06	84.48
				KNN	93.13	96.65	90.50
		radius = 3 n_points = 32 * radius	98	SVM	79.33	84.30	69.86
				KNN	90.66	96.69	84.83
	LBP+HOG	(8*8) + radius = 2 n_points = 16 * radius	66	SVM	98.5	99.67	98.00
				KNN	96.33	100	92.58
		(4*4) + radius = 3 n_points = 32 * radius	338	SVM	97.66	96.07	99.32
				KNN	97.52	100	95.41

La figure 26 ci-dessous montre le résumé de la précision de classification avec SVM et KNN en utilisant différents extracteurs.

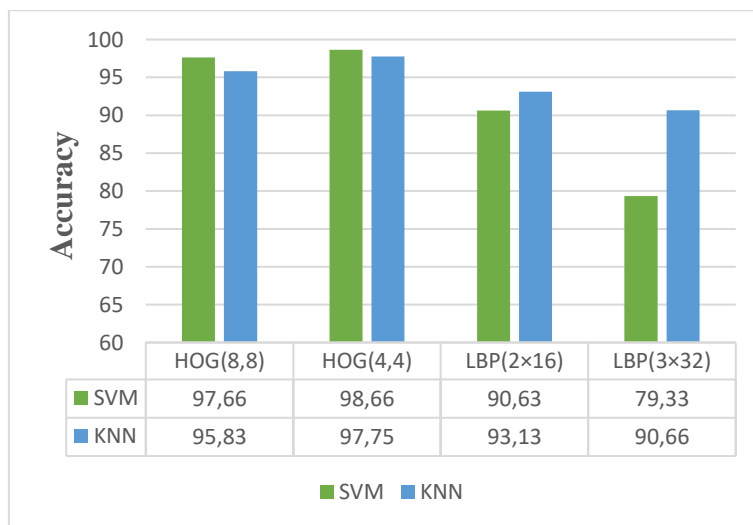


Figure 26 Résumé de la précision de classification avec SVM et KNN en utilisant différents extracteurs.

Sur la base de ces résultats, nous pouvons faire les observations suivantes :

La méthode d'extraction de caractéristiques HOG (4,4) se distingue constamment des autres méthodes d'extraction de caractéristiques en termes de précision, car elle a obtenu les scores de précision de classification les plus élevés avec les classifieurs SVM et KNN.

La méthode d'extraction des caractéristiques HOG (8,8) présente également de bonnes performances, bien qu'elle soit légèrement inférieure à HOG (4,4), avec la précision de classification 97.66% et 95.83% pour SVM et KNN respectivement.

Les méthodes d'extraction des caractéristiques LBP (2×16) et LBP (3×32) présentent une précision de classification inférieure à celle du HOG. Parmi les deux cas du LBP, le LBP (2×16) a obtenu de meilleurs résultats que LBP (3×32) pour les classifieurs SVM et KNN. En général, SVM a obtenu une précision plus élevée que KNN pour toutes les méthodes d'extraction de caractéristiques, ce qui suggère que SVM peut être plus adapté à l'ensemble de données et aux représentations de caractéristiques utilisées.

Dans l'ensemble, il semble que l'utilisation de l'extraction de caractéristiques HOG (4,4) combinée avec SVM ou KNN donne les meilleurs résultats en termes de précision.

Les résultats de classification des places vides (sensibilité) et des places occupées (spécificité) avec le classifieur SVM sont récapitulés dans la figure 27 ci-dessous.

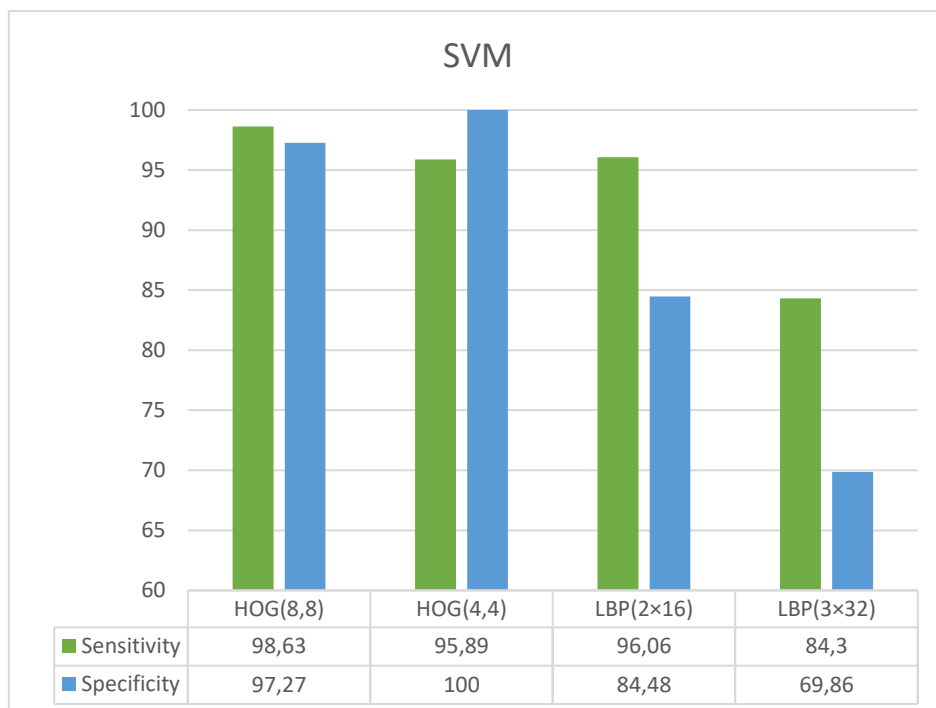


Figure 27:Résumé de résultats de classification des places vide et occupés avec SVM en utilisant différents extracteurs

HOG (4,4) a obtenu le score de spécificité le plus élevé de 100%, ce qui indique qu'il a une grande capacité à classer correctement les places occupées.

HOG (8,8) a également obtenu de bons résultats avec des scores de sensibilité et de spécificité élevés, indiquant son efficacité à identifier correctement les cas vides et occupés.

La LBP (2×16) a montré une performance relativement équilibrée avec des scores de sensibilité et de spécificité modérés. Il a correctement identifié un pourcentage raisonnable de places vides, mais avait une capacité moindre à classer correctement les places occupées.

La LBP (3×32) présentait des scores de sensibilité et de spécificité inférieurs à ceux des autres méthodes d'extraction de caractéristiques, indiquant une capacité réduite à classer avec précision les instances vides et occupées.

Sur la base de ces résultats, on peut conclure que HOG (4,4) et HOG (8,8) sont les méthodes d'extraction de caractéristiques les plus efficaces lors de l'utilisation de SVM en termes de sensibilité et de spécificité.

Les résultats de classification des places vides (sensibilité) et des places occupées (spécificité) avec le classifieur KNN sont récapitulés dans la figure 28 ci-dessous.

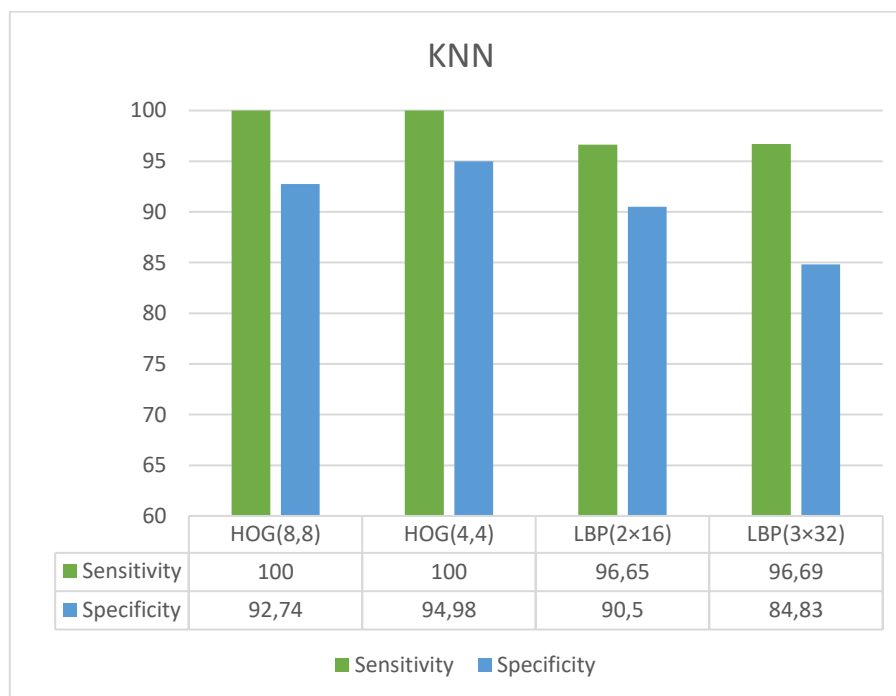


Figure 28: Résumé de résultats de classification des places vide et occupés avec KNN en utilisant différents extracteurs

En utilisant l'extracteur HOG (8,8) et HOG (4,4) on a obtenu des scores de sensibilité parfaits de 100%, ce qui indique leur capacité à identifier correctement toutes les places vides dans l'ensemble de données avec le classifieur KNN.

Les méthodes LBP, bien qu'obtenant des scores raisonnablement élevés, semblent être légèrement moins efficaces que les méthodes HOG en termes de sensibilité et de spécificité.

3.2.7 Implémentation :

Suite à ces résultats de classification d'images distinguant les places vides des places occupées, nous avons ensuite procédé à l'implémentation de ce système sur une carte Arduino. Cela nous a permis de concrétiser notre idée et de finaliser notre objectif.

A. Arduino et python :

Les résultats de classification ont été obtenus en programmant avec Python comme logiciel de référence.

- **Python :**

Python est un langage de programmation populaire et polyvalent. Il a été créé dans les années 1990 et se distingue par sa syntaxe claire et lisible. Python est utilisé dans de nombreux domaines tels que le développement web, l'analyse de données, l'intelligence artificielle, l'automatisation de tâches, les jeux vidéo et bien d'autres. Il est apprécié pour sa simplicité, sa flexibilité et sa vaste collection de bibliothèques et de Framework qui facilitent le développement de diverses applications. Python est open-source, ce qui signifie qu'il est librement disponible et peut être utilisé, modifié et distribué par quiconque.

- **Arduino UNO :**

L'Arduino Uno (figure 29) est une carte microcontrôleur dotée de l'ATmega328P avec 32 Ko de mémoire flash, 2 Ko de SRAM et 1 Ko d'EEPROM. Il dispose de 14 broches d'entrée/sortie numériques, dont 6 capables de sortie PWM, et 6 broches d'entrée analogiques pour la lecture de signaux analogiques. Avec un oscillateur à quartz de 16 MHz, il peut être alimenté via USB ou une source externe 7-12V DC. L'interface USB intégrée permet la programmation et la communication avec un ordinateur. L'Arduino Uno est programmé à l'aide de l'IDE Arduino et prend en charge le langage de programmation C/C++.

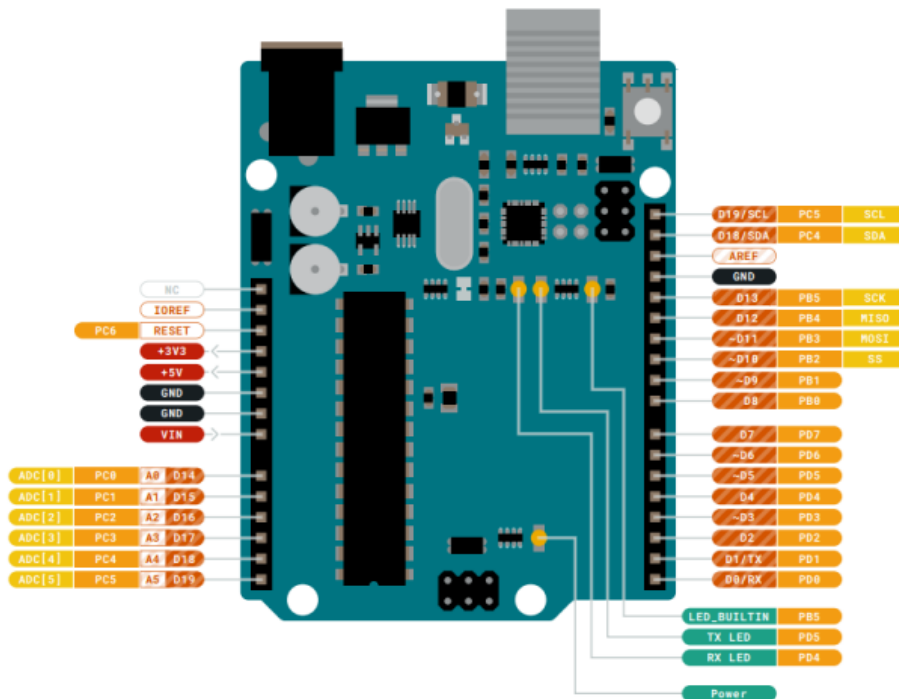


Figure 29: Carte Arduino UNO

Tableau 4: caractéristique de la carte Arduino UNO

Pin	Fonction	Type	Description
4	D3	Digital/GPIO	Digital pin 3/GPIO
6	D5	Digital/GPIO	Digital pin 5/GPIO
7	D6	Digital/GPIO	Digital pin 6/GPIO
9	D8	Digital/GPIO	Digital pin 8/GPIO
10	D9	Digital/GPIO	Digital pin 9/GPIO
11	SS	Digital	SPI Chip Select
12	MOSI	Digital	SPI1 Main Out Secondary In
13	MISO	Digital	SPI Main In Secondary Out

Pour la réalisation de notre projet, nous avons créé un prototype de maquette d'une barrière de parking. Cette maquette comprend un servomoteur chargé de gérer l'élévation et l'abaissement d'une tige, qui représente la barrière, de plus, nous avons intégré un capteur de proximité FC-51 pour détecter la présence de voitures demandant un stationnement, ainsi qu'un écran OLED pour afficher l'état du parking (vide ou occupé).

B. Servomoteur SG90 :

Le servomoteur utilisé dans ce travail est de type Servomoteur SG90 (figure 30)

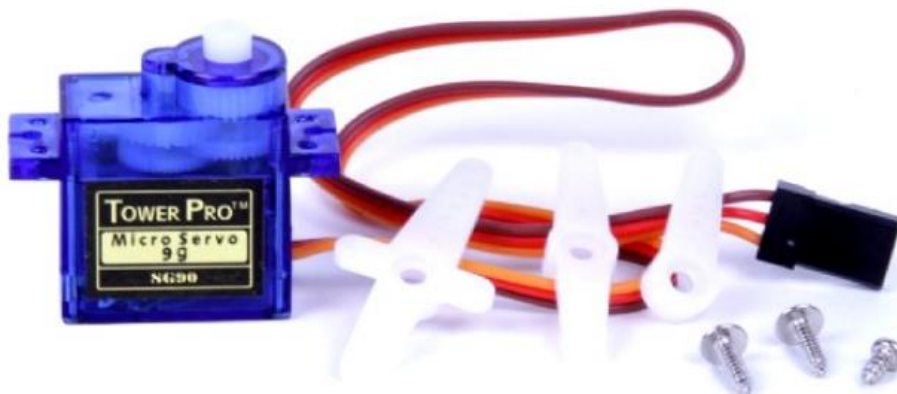


Figure 30: Servomoteur SG90

Il a une plage de rotation d'environ 180 degrés, avec 90 degrés dans chaque direction. Il est compatible avec n'importe quel code servo, matériel ou bibliothèque pour le contrôle. En termes de positionnement, le servo a une position " 0 " avec une impulsion de 1,5 millisecondes, ce qui correspond à la position médiane. Une position de "90" correspond à une impulsion d'environ 2 millisecondes, indiquant que le servo est complètement à droite. Inversement, une position de "-90" correspond à une impulsion d'environ 1 milliseconde, indiquant que le servo est complètement à gauche.

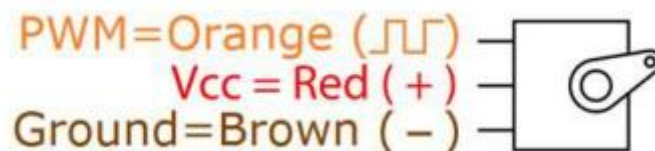


Figure 31: câblage du servomoteur

C. Capteur de proximité FC-51 :

Le capteur de proximité FC-51 (figure 32) est un dispositif composé d'une diode infrarouge en tant qu'émetteur et d'une photodiode en tant que récepteur. Il est conçu pour détecter la présence d'obstacles en mesurant la quantité de lumière infrarouge réfléchi par ces obstacles.

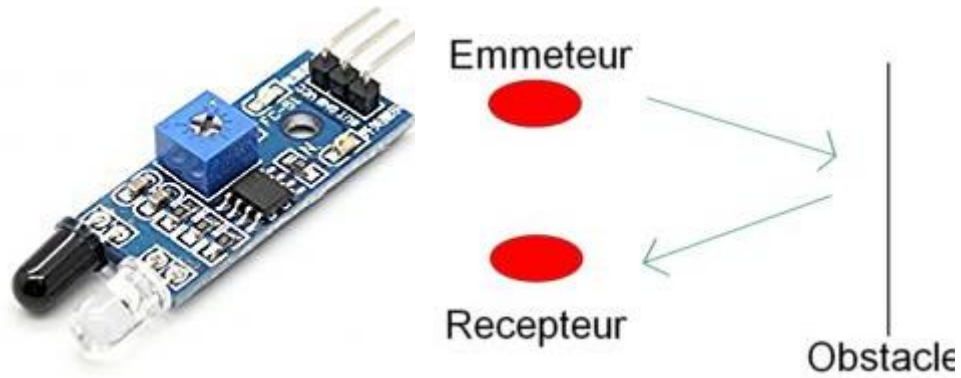


Figure 32: Le capteur de proximité FC-51

Voici les caractéristiques principales de ce capteur :

- Distance de détection : Le capteur FC-51 peut détecter des obstacles situés dans une plage de distance allant de 2 à 30 cm.
- Dimensions : Les dimensions physiques du capteur sont de 3,1 cm de longueur et 1,5 cm de largeur.
- Alimentation : Le capteur nécessite une alimentation électrique comprise entre 3,3 V et 5 V pour fonctionner correctement.
- Interface de sortie : Le capteur est équipé d'une interface de sortie numérique appelée OUT. Lorsqu'aucun obstacle n'est détecté, cette sortie sera à l'état haut, c'est-à-dire à 1. En revanche, si un obstacle est détecté, la sortie sera à l'état bas, c'est-à-dire à 0.
- LED de détection : Lorsque le capteur détecte un obstacle, une LED verte intégrée s'allume. Cela permet de visualiser facilement si le capteur est opérationnel ou non.
- Réglage de la distance de détection : Le capteur FC-51 est doté d'un potentiomètre qui permet d'ajuster la distance de détection. Vous pouvez régler cette distance en tournant le potentiomètre dans le sens des aiguilles d'une montre ou dans le sens inverse.
-

D. Écran OLED :

- Un écran OLED (Organic Light-Emitting Diode) est un type d'écran qui utilise des diodes électroluminescentes organiques pour afficher des images et des informations. Contrairement aux écrans LCD traditionnels qui nécessitent un rétroéclairage, les écrans OLED émettent leur propre lumière lorsque les diodes organiques sont électriquement stimulées. Cela permet d'obtenir des noirs profonds, un contraste élevé et une reproduction des couleurs vive et

précise. Les écrans OLED sont également très minces et flexibles, ce qui les rend adaptés à une variété d'applications, notamment dans les smartphones, les téléviseurs, les montres intelligentes et d'autres dispositifs électroniques.

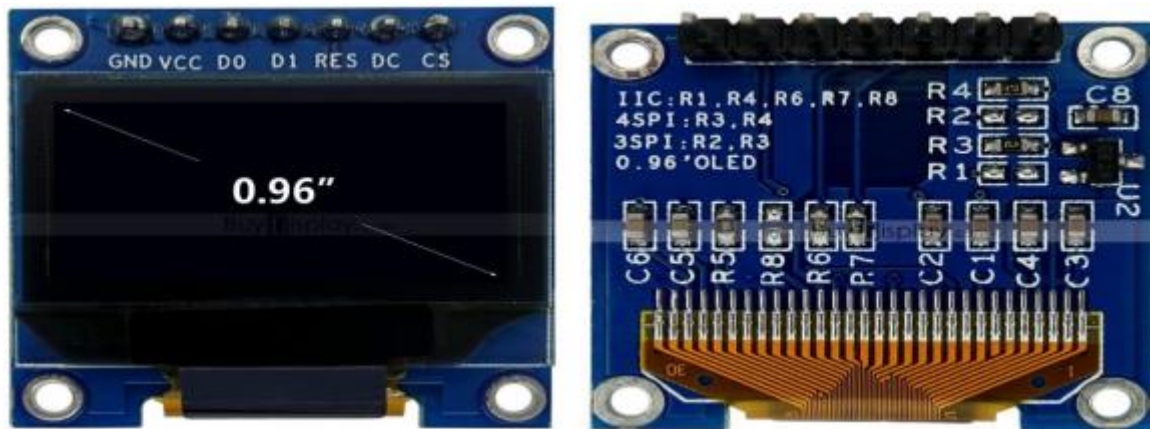


Figure 33: Écran OLED

On a utilisé dans ce travail un écran OLED avec une taille de 0,96" et une configuration à 7 broches pour la communication I2C. voici ces caractéristiques :

GND : Broche de masse (référence 0V)

VCC : Broche d'alimentation (3,3 V ou 5 V, selon l'affichage)

SCL : Ligne d'horloge série pour la communication I2C

SDA : Ligne de données série pour la communication I2C

RES : Réinitialiser le code PIN (facultatif, peut ne pas être présent sur certains écrans)

D/C : Broche de contrôle des données/commandes (également appelée A0 ou DC)

CS : Broche de sélection de puce (également appelée SS ou SCE, utilisée en mode SPI)

3.3 Conclusion :

Le projet consistait à développer un prototype de barrière de parking dotée de fonctionnalités de reconnaissance des places vides et occupées, en utilisant des techniques de Machine Learning telles que SVM et KNN. Le système comprenait des capteurs de proximité pour détecter les véhicules, un traitement des données basé sur la base de données PKLotSegmentedSampled, et un écran OLED pour afficher l'état du parking.

Conclusion générale

Conclusion générale:

Notre projet a eu pour objectif de développer un prototype de maquette d'une barrière de parking capable de distinguer et de trouver les places vides et occupées en utilisant des techniques de machine learning telles que SVM (Support Vector Machine) et KNN (K-Nearest Neighbors).

Dans notre conception, nous avons intégré différents éléments pour atteindre cet objectif. Tout d'abord, nous avons utilisé des capteurs de proximité pour détecter la présence de véhicules devant l'entrée du parking.

Ensuite, nous avons mis en place un système de traitement des données (dans notre cas la base des données PKLotSegmentedSampled du parking). Ces données ont été utilisées pour entraîner des modèles de machine learning tels que SVM et KNN. Ce sont des algorithmes de classification qui ont été utilisés pour séparer les places vides des places occupées.

Enfin, pour rendre les résultats plus accessibles aux utilisateurs, nous avons intégré un écran OLED à notre prototype. Cet écran affiche l'état du parking, en indiquant visuellement les places vides et occupées.

En résumé, notre projet de prototype de maquette de barrière de parking combine l'utilisation de capteurs de proximité, de techniques de machine learning SVM et KNN, ainsi que d'un écran OLED pour distinguer les places vides et occupées. Cette approche offre une solution pratique pour optimiser l'utilisation des espaces de stationnement et faciliter la gestion du stationnement.

Dans une perspective future, les données collectées par notre système de barrière de parking seront utilisées pour fournir des informations en temps réel sur la disponibilité des places de stationnement aux conducteurs.

Ces données d'occupation des places de stationnement pourront ensuite être transmises aux conducteurs, soit via une application mobile dédiée, soit par le biais de panneaux d'affichage dynamiques installés à des endroits stratégiques du parking.

En offrant aux conducteurs une visibilité en temps réel sur les places de stationnement disponibles, nous contribuons à réduire le temps perdu à la recherche d'une place libre. Cela permettra d'optimiser l'utilisation des espaces de stationnement, d'améliorer

Conclusion générale

la fluidité du trafic et de réduire les émissions de gaz à effet de serre associées aux recherches inutiles de places de stationnement.

En somme, l'analyse des données obtenues à partir de notre système de barrière de parking permettra de fournir une solution pratique et efficace pour orienter les conducteurs vers les places de stationnement disponibles, offrant ainsi une meilleure expérience de stationnement et contribuant à une gestion plus efficace du trafic urbain.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Global Smart Parking Market is Expected to Register a Healthy CAGR in the Forecast Period of 2019 to 2026. Lien : <https://www.databridgemarketresearch.com/news/global-smart-parking-market>
- [2] NordaStelo. 15/04/2021 .Le futur du stationnement intelligent. Lien : <https://geniecollectif.norda.com/le-futur-du-stationnement-intelligent/>
- [3] Smart Parking Systems: Reviewing the Literature, Architecture and Ways Forward . 2021 .lien : <https://www.mdpi.com/2624-6511/4/2/32#B24-smartcities-04-00032>
- [4] Indoor PGS-Ultrasonic Series .lien : <https://www.akeparking.com/parkingsolutions/indoorparkingguidance/UltrasonicSeries/list/37.html>
- [5] <https://www.akeparking.com/parkingsolutions/ParkingManagementSystem/list/33.html>
- [6] Pay&Walk .lien : <https://www.smartparking.com/smartpark-system/pay-walk>
- [7] Chuangxinjia . 22/10/2019 .lien : <https://www.nfctagfactory.com/fr/news/advantages-of-rfid-intelligent-parking-management-system-application.html>
- [8] LE PARKING RFID .lien : https://fr.fresh222.com/rfid_parking.php
- [9] CitelumGroup . 21/05/2018 .lien : <https://www.youtube.com/watch?v=ZucIFqjkmeM>
- [10] Système de reconnaissance des plaques d'immatriculation. Lien : <https://equinsaparking.com/fr/solutions-de-gestion/systeme-de-reconnaissance-des-plaques-dimmatriculation/>
- [11] Parking Has Never Been Smarter . 08/10/2020 .lien : <https://www.parking.net/parking-news/libelium/iot-technology-monitors-parking-for-disabled-citizens-in-huesca>
- [12] Sergio Koba. 09/10/2019 . IoT Based Smart Parking System Development .lien : <https://mobidev.biz/blog/iot-based-smart-parking-system>
- [13] DAVID PERUCHA . 29/11/2017 .lien : <https://www.planet-sansfil.com/lora/smart-parking-se-developpe-libelium-technologie-lorawan/>
- [14] L'intégration des technologies numériques dans la gestion dynamique du stationnement . 03/05/2017 .lien : <https://aqtr.com/association/actualites/lintegration-technologies-numeriques-gestion-dynamique-stationnement>
-

Bibliographie

- [15] NahedObada . 02/12/2021 . Définition de l'intelligence artificielle .lien : <https://mawdoo3.com/>
- [16] MarcinFrackiewicz . 07/05/2023 . IA et infrastructure de transport intelligente : utilisation de systèmes intelligents pour la gestion du trafic et la sécurité .lien : <https://ts2.space/fr/ia-et-infrastructure-de-transport-intelligente-utilisation-de-systemes-intelligents-pour-la-gestion-du-traffic-et-la-securite/>
- [17] Tuomi, I. The Impact of Artificial Intelligence on Learning, Teaching, and Education. Policies for the future, Eds. Cabrera, M., Vuorikari, R & Punie, Y., EUR 29442 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2018,
- [18] Aishwarya Singh . 04/09/2019. Modifié le 27/04/2023 .Feature Engineering for Images: A Valuable Introduction to the HOG FeatureDescriptor .lien : <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2019/09/feature-engineering-images-introduction-hog-feature-descriptor/>
- [19] <https://www.javatpoint.com/face-recognition-and-face-detection-using-opencv>
- [20] Rishikesh Purple . 16/06/2018 . Support VectorMachines(SVM) . lien : <https://towardsdatascience.com/https-medium-com-pupalershikesh-svm-f4b42800e989>
- [21] KEERTHANA BUVANESHWARAN . 14/08/2022 . Support VectorMachine(SVM) in Machine Learning . lien : <https://copyassignment.com/support-vector-machine-svm-in-machine-learning/>
- [22] Qu'est ce que l'algorithme KNN ? . 19/11/2020 .lien : <https://datascientest.com/knn>
- [23] Smart Parking: An Investment in a More Sustainable Future . lien : <https://www.pensees.sg/white-paper-on-smart-parking#:~:text=Artificial%20intelligence%20is%20playing%20a,allocation%20and%20improve%20overall%20efficiency.>
- [24] <https://rmit.figshare.com/ndownloader/files/24753887>
- [25] Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (2002). Comparing predictive accuracy. Journal of Business & economic statistics, 20(1), 134-144.
- [26] Buckland, M., &Gey, F. (1994). The relationship between recall and precision. Journal of the American society for information science, 45(1), 12-19.
-

Annexe :

Les instructions principales utilisées dans ce projet :

1) **Histogramme de Gradient Orienté (HOG) :**

Dans notre code Python, cette fonction (voir figure 34) est chargée d'effectuer l'extraction des caractéristiques à l'aide de la méthode HOG :

```
fd, hog_image = hog(image, orientations=4, pixels_per_cell=pixels, cells_per_block=(2,2), visualize=True, channel_axis=-1)
```

Figure 34 : L'instruction du HOG

- image : Il s'agit de l'image sur laquelle nous souhaitons extraire les caractéristiques .
- orientations : Ce paramètre spécifie le nombre de compartiments ou d'orientations dans lesquels l'histogramme des gradients doit être divisé. Dans cet exemple, il est défini sur 4, ce qui signifie que l'histogramme sera divisé en 4 compartiments.
- pixels_per_cell : Ce paramètre détermine la taille de la cellule en pixels sur laquelle le calcul des gradients est effectué.
- cells_per_block : Ce paramètre définit la taille du bloc sur lequel la normalisation est effectuée. Dans cet exemple, il est défini sur (2, 2), ce qui signifie que chaque bloc contient 2x2 cellules.
- visualize : Ce paramètre indique si vous souhaitez générer une représentation visuelle des caractéristiques HOG extraites. Si sa valeur est True, une représentation visuelle est renvoyée.
- channel_axis : Ce paramètre indique l'axe le long duquel se trouvent les canaux de couleur dans l'image. La valeur par défaut est -1, ce qui signifie que le dernier axe est considéré comme l'axe des canaux. Cela s'applique lorsque l'image est une image couleur avec plusieurs canaux.

Le code stocke les caractéristiques HOG extraites dans la variable fd, et si une représentation visuelle est générée, elle est stockée dans la variable hog_image.

Nous avons fait l'expérience deux fois et modifié le code pour obtenir un nombre différent nombre de caractères. La modification a été apportée à la variable "pixel_cell".

Exemples :

- $\text{pixel_cell} = (8,8) = 8 \times 8$ pixels par blocs
nombre de caractères = $1 \times 2 \times 4 \times 4 = 32$
- $\text{pixel_cell} = (4,4) = 4 \times 4$ pixels par blocs
nombre de caractères = $5 \times 3 \times 4 \times 4 = 240$

2) Local Binary pattern (LBP) :

Dans notre code Python, cette fonction (voir figure 35) est chargée d'effectuer l'extraction des caractéristiques à l'aide de la méthode LBP :

```
radius = 3
n_points = 32 * radius

lbp = local_binary_pattern(image, n_points, radius, method='uniform')
```

Figure 35 : L'instruction du LBP

Voici une explication du code :

- Nous appelons la fonction `local_binary_pattern` pour calculer le LBP de l'image d'entrée.
- `Image` : l'image d'entrée sur laquelle nous voulons calculer le LBP.
- `n_points` : le nombre total de points à échantillonner autour de chaque pixel.
- `radius` : le rayon du voisinage circulaire autour de chaque pixel.
- Enfin, nous spécifions la méthode comme `'uniform'` pour utiliser le motif LBP uniforme.

Nous avons fait l'expérience deux fois et modifié le code pour obtenir un nombre différent de caractères. La modification a été apportée sur les variables `"n_points"` et `"radius"`.

Exemples :

- **radius = 2**
 $n_points = 16 \times radius = 34$ caractères
- **radius = 3**
 $n_points = 32 \times radius = 98$ caractères

3) Support Vector Machine (SVM) :

•

```
clf = svm.LinearSVC(C=1)
```

Figure 36 : L'instruction du SVM

Le code (voir figure 36) crée une instance d'un modèle de classification par machine à vecteurs de support linéaire (LinearSVC) et l'assigne à la variable `clf`.

LinearSVC est un algorithme d'apprentissage automatique utilisé pour des tâches de classification binaire. Il utilise des machines à vecteurs de support (SVM) pour trouver une frontière de décision linéaire qui sépare les différentes classes dans les données.

Le paramètre `C` est un paramètre de régularisation qui détermine le compromis entre obtenir une faible erreur d'entraînement et contrôler la complexité du modèle. Dans ce cas, `C` est défini à 1, ce qui indique un niveau de régularisation modéré. Cela signifie que le modèle tentera de trouver un équilibre entre la classification correcte des exemples d'entraînement et l'évitement du sur ajustement.

Après avoir créé l'objet `clf`, nous pouvons le former davantage en utilisant des données d'entraînement étiquetées, puis l'utiliser pour effectuer des prédictions sur de nouvelles données non vues.

Le code (figure 37) crée une instance de la classe `KNeighborsClassifier` de la bibliothèque `scikit-learn` et la configure avec un paramètre `n_neighbors` défini sur 2.

```
clf = KNeighborsClassifier(n_neighbors=2)
```

Figure 37 : l'instruction du KNN

Voici une explication du code :

- `clf` : C'est un nom de variable choisi pour représenter l'objet de classification que nous créons.
- `KNeighborsClassifier` : Il s'agit de la classe de la bibliothèque `scikit-learn` qui implémente l'algorithme des k-plus proches voisins pour les tâches de classification.
- `(n_neighbors=2)` : Il s'agit d'un paramètre passé au constructeur de `KNeighborsClassifier`. Le paramètre `n_neighbors` détermine le nombre de voisins qui seront pris en compte lors de la prédiction. Dans ce cas, il est défini sur 2, ce qui signifie que l'algorithme examinera les 2 voisins les plus proches du point de requête pour déterminer son étiquette ou sa classe.