



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE



وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
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
قسم الهندسة الكهربائية
DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE

N° d'ordre : M...../GE/2026

Mémoire de fin d'étude

Présenté pour obtenir le diplôme de

Master académique

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique Et Informatique Industrielle

Par

ZOBIR Rachid

GHERIBI Douae Lamiss

**CONCEPTION ET MISE EN ŒUVRE D'UN SYSTÈME D'ÉCLAIRAGE
PUBLIC INTELLIGENT EN TEMPS RÉEL BASÉ SUR RASPBERRY PI
5 ET LE MACHINE LEARNING**

Soutenu le 25 / 06 / 2026 devant le jury composé de :

Président :	Mr YAGOUBI Benabdellah	MAA	Université de Mostaganem
Examineur :	Mr DJELTI Benbella	MCB	Université de Mostaganem
Rapporteur :	Mme BENDANI Djazia	MAA	Université de Mostaganem
Co-encadreur :	Mr. BENAOUALI Mohamed	MCB	Université de Mostaganem

Année universitaire : 2025/2026

Remerciements

Nous remercions Allah, le Tout-Puissant et le Très Miséricordieux, de nous avoir accordé la réussite, la santé, les bénédictions et, surtout, le courage nécessaire pour mener à bien ce travail. Sans Sa volonté et Son soutien, ce mémoire n'aurait pu voir le jour.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadrante, **Madame BENDANI Djazia**, ainsi qu'à notre Co-encadrant, **Monsieur BENAOUALI Mohamed**, pour avoir accepté de nous encadrer. Nous leur sommes profondément reconnaissants pour leurs précieux conseils, leur disponibilité, leur soutien constant et leurs orientations judicieuses tout au long de la réalisation de ce travail.

Nous exprimons également notre profonde gratitude aux **membres du jury** pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'évaluer ce mémoire. Nous les remercions pour l'intérêt qu'ils portent à notre travail ainsi que pour leurs remarques et suggestions constructives.

Nos remerciements s'adressent aussi au **laboratoire LSS**, pour l'accueil, les moyens mis à notre disposition et l'environnement scientifique favorable à la réalisation de ce projet.

Enfin, nous tenons à exprimer notre reconnaissance à **tous les enseignants qui ont contribué à notre formation universitaire**. Leur dévouement, leur savoir et leur accompagnement tout au long de notre parcours académique ont été essentiels à l'acquisition des connaissances et des compétences nécessaires pour mener à bien ce mémoire.



Dédicace

Avant tout, je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à Dieu qui m'a accordé la force, la patience et la persévérance d'entamer et de terminer ce mémoire.

Avec tout mon amour et ma reconnaissance, je dédie ce travail :

À moi-même

En reconnaissance de mes efforts, aux jours de doute où j'ai continué malgré tout, et aux moments difficiles que J'ai transformés en force et en maturité.

À mon cher père, Gheribi Nabil et ma chère mère, Ould Ahmed Karima

Je dédie ce travail à mes chers parents, en témoignage de ma profonde reconnaissance pour leur amour, leurs sacrifices et leur soutien indéfectible.

À ma chère tante, Ould Ahmed Mansouria

Je te dédie ce travail avec toute mon affection et ma reconnaissance. Tu as été bien plus qu'une tante pour moi. Merci de m'avoir élevée, guidée et soutenue avec tant d'amour et de dévouement.

À mon cher grand-père, Ould Ahmed Mouloud

Plus qu'un grand-père, tu as été pour moi un véritable père. Merci pour ton amour, ta présence et ton soutien indéfectible. Tous les mots que je pourrais écrire ne suffiront jamais à exprimer ce que je ressens pour toi.

À ma chère cousine, Ould Ahmed Fatiha

Plus qu'une cousine, tu es pour moi une véritable sœur. Merci pour ta présence.

À ma chère amie, Meriem Mansouri

Merci pour ton amitié sincère, ton soutien et tous les beaux moments partagés. Ta présence a rendu ce parcours plus agréable.

À mon binôme, Zobir Rachid

Merci pour ta collaboration, ton sérieux et les efforts que nous avons partagés tout au long de ce parcours. Je te souhaite de tout mon cœur une vie pleine de réussite.

À mes chers camarades

En souvenir des moments partagés, de l'entraide et de la bonne ambiance tout au long de notre parcours universitaire.

Douae



Dédicace

Avant tout, je rends grâce à Dieu pour la force, la patience et la persévérance qu'Il m'a accordées afin de mener à bien ce mémoire.

Avec toute mon affection et ma gratitude, je dédie ce travail :

À moi-même

En reconnaissance des efforts fournis, des instants de doute surmontés et des épreuves transformées en force et en maturité.

À mon cher père Zobir Hamou et ma chère mère Belkacem Aïcha

Pour leur amour, leurs sacrifices et leur soutien indéfectible.

À ma grande famille Zobir,

Pour leur présence constante, leur affection et leur appui tout au long de mon parcours.

À mes frères Kamel et Zohir, à leurs épouses Wissem et Chahra, à mes sœurs Hakima et Houria, ainsi qu'aux enfants de ma petite famille,

Pour leur solidarité et leur soutien inestimable.

À mes amis Mohamed, Anwer, Nabil, Rayan, Bouabdellah, Yacine et Midou

Pour leur amitié sincère et les moments précieux partagés.

À mon binôme Gheribi Douae Lamiss,

Pour son sérieux, sa collaboration et son engagement tout au long de ce projet.

À mes camarades de promotion

En souvenir des instants d'entraide et de la bonne ambiance qui ont marqué notre parcours universitaire.

Rachid



Résumé :

Le mémoire traite de l'éclairage public dans son ensemble, en retraçant son évolution historique depuis les lampes à huile et les bougies jusqu'aux systèmes modernes à LED et intelligents. Il détaille les principes et paramétrages des réseaux d'éclairage, leurs composants techniques, les normes internationales et les critères de dimensionnement. La méthodologie aborde l'extraction de caractéristiques (HOG, LBP) et la classification automatique (SVM, KNN) pour intégrer la détection intelligente. Enfin, la mise en œuvre pratique est réalisée sur Raspberry Pi 5 avec caméra et algorithmes de commande adaptative des LED, permettant la validation expérimentale des performances énergétiques et sécuritaires.

Mots-clés : Éclairage public, LED, réseaux d'éclairage, efficacité énergétique, détection intelligente, HOG, LBP, SVM, KNN, Raspberry Pi 5, PWM.

Abstract:

The thesis comprehensively addresses public lighting, tracing its historical evolution from oil lamps and candles to modern LED and smart systems. It details the principles and configuration of lighting networks, their technical components, international standards, and design criteria. The methodology focuses on feature extraction (HOG, LBP) and automatic classification (SVM, KNN) to integrate intelligent detection. Finally, the practical implementation is carried out on Raspberry Pi 5 with a camera and adaptive LED control algorithms, enabling experimental validation of energy efficiency and safety performance.

Keywords: Public lighting, LED, lighting networks, energy efficiency, intelligent detection, HOG, LBP, SVM, KNN, Raspberry Pi 5, PWM.

ملخص:

يتناول هذا البحث موضوع الإنارة العمومية بشكل شامل، حيث يعرض تطورها التاريخي من المصابيح الزيتية والشموع وصولاً إلى الأنظمة الحديثة المعتمدة على مصابيح LED والأنظمة الذكية. ويشرح المبادئ الأساسية وضبط شبكات الإنارة العمومية بما في ذلك المكونات التقنية والمعايير الدولية ومعايير التصميم. كما يتطرق إلى منهجية استخراج الخصائص HOG / LBP وطرق التصنيف SVM / KNN لإدماج الكشف الذكي. وفي الأخير، يتم التنفيذ العملي باستعمال Raspberry Pi 5 وكاميرا وخوارزميات للتحكم التكيفي في المصابيح، مما يسمح بالتحقق التجريبي من الأداء الطاقوي والسلامة .

الكلمات المفتاحية: الإنارة العمومية، مصابيح LED ، شبكات الإنارة ، الكفاءة الطاقوية، الكشف الذكي، HOG ، LBP ، SVM ، KNN ، Raspberry Pi 5 ، PWM.

Les abréviations et leurs termes

- **AI** : Intelligence artificielle.
- **CIE** : Commission Internationale de l'Éclairage.
- **CPU** : Processeur central.
- **EN** : Norme européenne.
- **FN** : Faux négatif.
- **FP** : Faux positif.
- **GPIO** : Entrées/Sorties programmables.
- **GPU** : Processeur graphique.
- **HOG** : Histogramme des gradients orientés.
- **IoT** : Internet des objets.
- **IRC** : Indice de rendu des couleurs.
- **ISO** : Organisation internationale de normalisation.
- **KNN** : Algorithme des k plus proches voisins.
- **LBP** : Motifs binaires locaux.
- **LED** : Diode électroluminescente.
- **PIR** : Capteur infrarouge passif.
- **PWM** : Modulation de largeur d'impulsion.
- **RGB** : Modèle de couleur RVB.
- **SVM** : Machine à vecteurs de support.
- **TN** : Vrai négatif.
- **TP** : Vrai positif.

Table des matières

Résumé	IV
Les abréviations et leurs termes.....	VI
Table des matières	VII
Liste des figures.....	X
Liste des tableaux	XII
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE I : GÉNÉRALITÉ SUR L'ÉCLAIRAGE PUBLIC	
1.1 Introduction.....	4
1.2 Historique de l'éclairage	4
1.3 Les types d'éclairage public.....	7
1.3.1 Éclairage public classique	7
1.3.2 Éclairage public intelligent.....	8
1.4 Les technologies d'éclairage public intelligent.....	14
1.5 Conclusion.....	14
CHAPITRE II : PRINCIPES ET PARAMÉTRAGES DES SYSTÈMES D'ÉCLAIRAGE	
2.1 Introduction.....	16
2.2 Principaux éléments constitutifs d'un réseau d'éclairage public	16
2.2.1 Sources lumineuses	16
2.2.2 Armoires de commandes électriques.....	17
2.2.3 Points lumineux.....	18
2.2.4 Choix des poteaux d'éclairage public.....	19
2.3 Étude d'éclairage public.....	19
2.3.1 Normes internationales d'éclairage public	19
2.3.2 Installation des luminaires	20
2.3.3 Puissance d'éclairage	21
2.3.4 Choix des luminaires	22
2.4 Coût d'éclairage public.....	23
2.4.1 Système de contrôle.....	23
2.4.1.1 Détection de présence.....	23
2.4.1.2 Variation ou dimming	24
2.4.1.3 Programmation horaire.....	24
2.5 Conclusion.....	25

CHAPITRE III : EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES ET CLASSIFICATION

3.1 Introduction	27
3.2 La base de données.....	27
3.3 Méthodes d'extraction de caractéristiques	27
3.3.1 HOG (Gradient Orientation Histogramme).....	28
3.3.1.1 Les étapes de calcul du descripteur HOG	28
3.3.2 Local Binary Patterns (LBP)	30
3.3.1.2 Les étapes de calcul du descripteur LBP.....	30
3.3.3 Comparaison entre LBP et HOG	31
3.4 Méthodes de classification	32
3.4.1 Classification supervisée	32
3.4.1.1 Support Vector Machine (SVM).....	32
3.4.1.2 K-Nearest Neighbors (KNN)	35
3.4.2 Classification non supervisée	36
3.4.2.1 K-Means.....	36
3.4.2.2 Clustering hiérarchique	36
3.4.2.3 DBSCAN.....	36
3.5 Métriques d'évaluation.....	37
3.5.1 Matrice de confusion	37
3.5.2 Taux de classification (Accuracy)	38
3.5.3 Spécificité (Specificity)	38
3.5.4 Sensibilité (Sensitivity).....	38
3.5.5 Précision (Precision).....	39
3.6 Conclusion.....	39

CHAPITRE IV : MISE EN ŒUVRE PRATIQUE ET EXPÉRIMENTATION

4.1 Introduction	41
4.2 Cahier des charges.....	41
4.3 Description du système expérimental	42
4.3.1 Matériels.....	42
4.3.1.1 Raspberry Pi 5	42
4.3.1.2 Carte mémoire.....	44
4.3.1.3 Caméra	45
4.3.1.4 Voyant lumineux.....	45

4.3.2 Logiciels	46
4.3.3 Architecture	47
4.4 Préparation de la base de données	48
4.5 Prétraitement des images.....	48
4.6 Méthodes d'extraction des caractéristiques.....	49
4.6.1 HOG (Gradient Orientation Histogramme)	49
4.6.2 Local Binary Patterns (LBP)	50
4.7 Méthodes de classification	50
4.7.1 Support Vector Machine (SVM)	51
4.7.2 K-Nearest Neighbors (KNN).....	53
4.8 Résultats et Discussion.....	54
4.8.1 La matrice de confusion	54
4.8.2 Performance de classification.....	56
4.8.3 Interprétation des métriques	56
4.8.4 Décision finale.....	57
4.9 Implémentation du model sur Raspberry Pi	57
4.9.1 Étapes de mise en œuvre du système embarqué en temps réel.....	58
4.9.3 Génération du signal PWM pour la commande de l'éclairage	59
4.10 Description du montage du gradateur	60
4.11 Discussion et limites.....	62
4.11.1 Analyse des performances	62
4.11.2 Contraintes techniques.....	62
4.11.3 Perspectives	62
4.12 Réalisation pratique du système.....	63
4.13 Conclusion.....	64
CONCLUSION GÉNÉRALE	65
ANNEXES.....	66
Bibliographie	70

Liste des figures

CHAPITRE I

FIGURE I. 1 : LAMPE A HUILE	4
FIGURE I. 2 : ÉCLAIRAGE A BOUGIE	5
FIGURE I. 3 : ÉCLAIRAGE AU GAZ	5
FIGURE I. 4 : ÉCLAIRAGE AVEC L'ELECTRICITE	6
FIGURE I. 5 : ÉCLAIRAGE A LED	6
FIGURE I. 6 : ÉCLAIRAGE PUBLIC CLASSIQUE	7
FIGURE I. 7 : ÉCLAIRAGE PUBLIC INTELLIGENT	8
FIGURE I. 8 : ÉCLAIRAGE SECURITAIRE.....	9
FIGURE I. 9 : ÉCLAIRAGE URBAIN	9
FIGURE I. 10 : EFFICACITE ENERGETIQUE	10
FIGURE I. 11 : REDUCTION DE LA POLLUTION LUMINEUSE	10
FIGURE I. 12 : REDUCTION DES COUTS DE MAINTENANCE	11
FIGURE I. 13 : ÉCLAIRAGE ROUTIER	11
FIGURE I. 14 : ÉCLAIRAGE DES PARKINGS ET BATIMENTS	12
FIGURE I. 15 : ÉCLAIRAGE DES PARCS ET DES JARDINS	12
FIGURE I. 16 : ÉCLAIRAGE DES ZONES PIETONNES	13
FIGURE I. 17 : ÉCLAIRAGE DES GARES ET DES STATIONS	13
FIGURE I. 18 : LES TECHNOLOGIES D'ECLAIRAGE PUBLIC INTELLIGENT	14

CHAPITRE II

FIGURE II. 1 : ARMOIRE DE COMMANDES ELECTRIQUES	17
FIGURE II. 2 : POINT LUMINEUX	18
FIGURE II. 3 : DETECTION DE PRESENCE	23
FIGURE II. 4 : VARIATION D'ECLAIRAGE	24
FIGURE II. 5 : PROGRAMMATION HORAIRE	24

CHAPITRE III

FIGURE III. 1 : APPLICATION DU DESCRIPTEUR HOG SUR UNE PHOTO.....	29
FIGURE III. 2 : APPLICATION DU DESCRIPTEUR LBP SUR UNE IMAGE	31
FIGURE III. 3 : HYPERPLAN SEPARANT LES CLASSES PIETON/VIDE	33
FIGURE III. 4 : COMPARAISON DES NOYAUX SVM.....	34
FIGURE III. 5 : FONCTIONNEMENT DE L'ALGORITHME KNN (K=5).....	35
FIGURE III. 6 : METHODES DE CLASSIFICATION NON SUPERVISEE.....	36

CHAPITRE IV

FIGURE IV. 1 : CARTE RASPBERRY PI5 [26].....	42
FIGURE IV. 2 : STRUCTURE ET INTERFACES DU RASPBERRY PI 5	43
FIGURE IV. 3 : SCHEMA DES BROCHES GPIO DU RASPBERRY PI 5	43
FIGURE IV. 4 : CARTE MEMOIRE MICROSD	44
FIGURE IV. 5 : CAMERA HD	45
FIGURE IV. 6 : VOYANT LUMINEUX	45
FIGURE IV. 7 : LOGICIELS UTILISES DANS LE PROJET	46
FIGURE IV. 8 : ORGANIGRAMME DE L'ARCHITECTURE DU SYSTEME	47
FIGURE IV. 9 : EXEMPLES DE PHOTOS PAR CLASSE	48
FIGURE IV. 10 : VISUALISATION DES GRADIENTS HOG SUR UNE IMAGE.....	49
FIGURE IV. 11 : VISUALISATION DES MOTIFS LBP SUR UNE IMAGE.....	50
FIGURE IV. 12 : SVM NON LINEAIRE AVEC NOYAU RBF POUR 3 CLASSES.....	52
FIGURE IV. 13 : ILLUSTRATION DU FONCTIONNEMENT DU KNN	53
FIGURE IV. 14 : LA MATRICE DE CONFUSION HOG + SVM	54
FIGURE IV. 15 : LA MATRICE DE CONFUSION HOG + KNN	54
FIGURE IV. 16 : LA MATRICE DE CONFUSION LBP + SVM.....	55
FIGURE IV. 17 : LA MATRICE DE CONFUSION LBP + KNN.....	55
FIGURE IV. 18 : COMPARAISON DES PERFORMANCES DE CLASSIFICATION ..	56
FIGURE IV. 19 : MONTAGE ET CABLAGE SOUS PROTEUS.....	61
FIGURE IV. 20 : PROTOTYPE DU SYSTEME D'ECLAIRAGE INTELLIGENT	63
FIGURE IV. 21 : CIRCUIT ELECTRONIQUE DE COMMANDE.....	63

ANNEXES

FIGURE A. 1 : TRANSISTOR BIPOLAIRE 2N2222A	66
FIGURE A. 2 : TRANSISTOR BIPOLAIRE 2N2222A	66
FIGURE A. 3 : EXTRAIT DE LA DATASHEET DU MOSFET IRFZ46N	67
FIGURE A. 4 : LES ETAPES DE PROGRAMMATION DU SYSTEME.....	69

Liste des tableaux

CHAPITRE II

TABLEAU II. 1 : COMPARAISON DES PERFORMANCES DES SOURCES LUMINEUSES	17
TABLEAU II. 2 : NORMES INTERNATIONALES D'ECLAIRAGE PUBLIC	19

_CHAPITRE III

TABLEAU III. 1 : TABLEAU COMPARATIF CLAIR ENTRE LBP ET HOG	32
TABLEAU III. 2 : MATRICE DE CONFUSION MULTI-CLASSES (3×3).....	37

_CHAPITRE IV

TABLEAU IV. 1 : CARACTERISTIQUES TECHNIQUES DU RASPBERRY PI 5	44
TABLEAU IV. 2 : RESULTATS COMPARATIFS DES METRIQUES.....	56

INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'éclairage public constitue un pilier fondamental de l'aménagement urbain, garantissant la sécurité des citoyens, la fluidité des déplacements et la mise en valeur des espaces collectifs. Toutefois, les systèmes classiques d'éclairage présentent des limites notables : consommation énergétique élevée, absence d'adaptabilité aux conditions réelles et manque d'intégration avec les technologies émergentes. Dans un contexte marqué par la transition énergétique et la nécessité de villes intelligentes, il devient impératif de repenser les infrastructures lumineuses afin de les rendre plus efficaces, durables et intelligentes.

Ce mémoire s'inscrit dans cette dynamique et vise à concevoir un système d'éclairage public intelligent reposant sur la vision par ordinateur et l'intelligence artificielle. L'approche consiste à utiliser des descripteurs d'images (HOG, LBP) combinés à des classificateurs (SVM, KNN) afin de détecter en temps réel les scènes urbaines (piétons, véhicules, zones vides) et d'adapter l'intensité lumineuse en conséquence. L'intégration matérielle via Raspberry Pi et caméra permet de proposer une solution pratique et expérimentale, orientée vers un déploiement réel.

Objectifs :

- Concevoir un prototype d'éclairage public intelligent basé sur la détection visuelle en temps réel.
- Mettre en œuvre et comparer différents descripteurs et classificateurs pour la reconnaissance des scènes urbaines.
- Proposer une architecture matérielle et logicielle intégrable dans un système de gestion d'éclairage public.

Questions de recherche :

1. Comment l'intelligence artificielle peut-elle contribuer à l'amélioration de l'efficacité énergétique de l'éclairage public ?
2. Quels descripteurs et classificateurs offrent les meilleures performances pour la détection des scènes urbaines en temps réel ?
3. Quelle architecture matérielle et logicielle est la plus pertinente pour un déploiement pratique et fiable ?

Afin de répondre aux objectifs fixés, ce mémoire est structuré en quatre chapitres : le premier présente les généralités sur l'éclairage public, le deuxième expose les principes et les paramétrages des systèmes d'éclairage, le troisième est consacré à l'extraction des caractéristiques et à la classification des scènes urbaines, et enfin le quatrième décrit la mise en œuvre pratique ainsi que l'expérimentation du prototype développé.



CHAPITRE I

GÉNÉRALITÉ SUR L'ÉCLAIRAGE PUBLIC



1.1 Introduction

L'éclairage public est l'ensemble des équipements d'éclairage installés dans les espaces extérieurs accessibles au public, tels que les rues, les routes et les parcs. Ces installations sont généralement mises en place et gérées par les collectivités locales pour permettre aux personnes et aux véhicules de voir clairement la nuit et de circuler plus facilement. [1]

1.2 Historique de l'éclairage

La lumière joue un rôle essentiel dans la vie humaine. Cette découverte a permis de prolonger les journées, offrant la protection et la chaleur. Au fil des siècles, la compréhension de la lumière a évolué. Elle est devenue un sujet d'étude pour les philosophes et les scientifiques.

Vers 3000 avant J.-C., les premières lampes à huile sont apparues en Mésopotamie et en Égypte. Fabriquées en argile ou en pierre, elles brûlaient de l'huile végétale ou de la graisse animale. À l'époque romaine, ces lampes étaient déjà plus largement produites et utilisées dans les maisons, les temples et les bâtiments publics. [2]



Figure I. 1: Lampe à huile [3]

Les bougies, telles que nous les connaissons, ne sont apparues en Europe que vers l'an 500. Elles étaient faites de cire d'abeille ou de suif. Dans les églises et les châteaux, elles brûlaient dans des chandeliers et des lustres, souvent plus symboliques que fonctionnels. Jusqu'au XIX^e siècle, l'éclairage à la bougie est resté la norme pour l'éclairage intérieur. [2]



Figure I. 2 : Éclairage à bougie [4]

À la fin du XVIII^e, une récente technique d'éclairage apparaissait avec une combustion du gaz. Cette méthode consiste à brûler du gaz de houille dans des lampes spécialement conçues pour fournir une lumière de manière progressive. Cette lumière est plus vive, plus régulière. Elle éclaire non seulement les rues, mais aussi un nouveau sentiment de sécurité, encourageant les citoyens à circuler même après le coucher du soleil.



Figure I. 3 : Éclairage au gaz [5]

Au terme DU XIX^e siècle, une nouvelle méthode d'éclairage introduite par l'électricité. Elle a été développée par Thomas Edison, qui a inventé la première ampoule électrique en 1881. Grâce à cette découverte, les rues de Paris ont été les premières à être éclairées à l'électricité. Ensuite, en 1882, la ville de New York a commencé à utiliser l'éclairage électrique.



Figure I. 4 : Éclairage avec l'électricité [6]

À partir de la fin du XX^e siècle jusqu'à aujourd'hui La première LED fonctionnelle a été mise au point en 1962 par Nick Holonyak. Ces dernières sont très efficaces sur le plan énergétique, résistantes et contribuent à la diminution de la fourniture d'électricité. [2]



Figure I. 5 : Éclairage à LED [7]

1.3 Les types d'éclairage public

1.3.1 Éclairage public classique

Pendant de nombreuses années, avant l'évolution des technologies, les villes ont utilisé des systèmes d'éclairage public classiques, caractérisés par un fonctionnement fixe et continu, avec une intensité constante tout au long de la nuit sans possibilité d'adaptation automatique. Ces systèmes nécessitent une intervention humaine pour assurer leur contrôle et leur maintenance. Ce type d'éclairage, même sans la présence d'utilisateurs, consomme une quantité.



Figure I. 6 : Éclairage public classique [8]

A. Les avantages de l'éclairage public classique :

Les systèmes d'éclairage classiques présentent plusieurs avantages qui ont contribué à leur utilisation pendant plusieurs années :

- **Facilité d'installation** : pas besoin de capteurs ou de logiciels, ce qui facilite la mise en place dans tout type d'environnement.
- **Sécurité routière et piétonne** : améliore la visibilité nocturne et réduit les risques d'accidents.
- **Sentiment de sécurité** : un espace bien éclairé conforte les habitants et limite les comportements criminels.
- **Technologie fiable** : lampes sodium, mercure ou halogènes sont fiables, connues.

B. Les inconvénients de l'éclairage public classique :

- **Forte consommation d'énergie :**

Ces luminaires nécessitent une grande quantité d'électricité pour générer une luminosité correcte.

Leur temps de fonctionnement est assez limité (5 000 à 20 000 heures), ce qui engendre des remplacements réguliers et une gestion coûteuse.

- **Entretien fréquent et coûteux :**

Les lampes traditionnelles rencontrent des pannes plus fréquentes et demandent des interventions de maintenance régulières (remplacement, nettoyage, contrôle).

1.3.2 Éclairage public intelligent

Ces dernières années, grâce à l'évolution des technologies, les systèmes d'éclairage public ont subi des transformations importantes. En particulier l'éclairage public intelligent, considéré comme un éclairage urbain développé qui intègre des technologies récentes pour améliorer l'efficacité et la flexibilité de l'éclairage dans les villes en utilisant des capteurs, des contrôleurs et des logiciels intelligents.

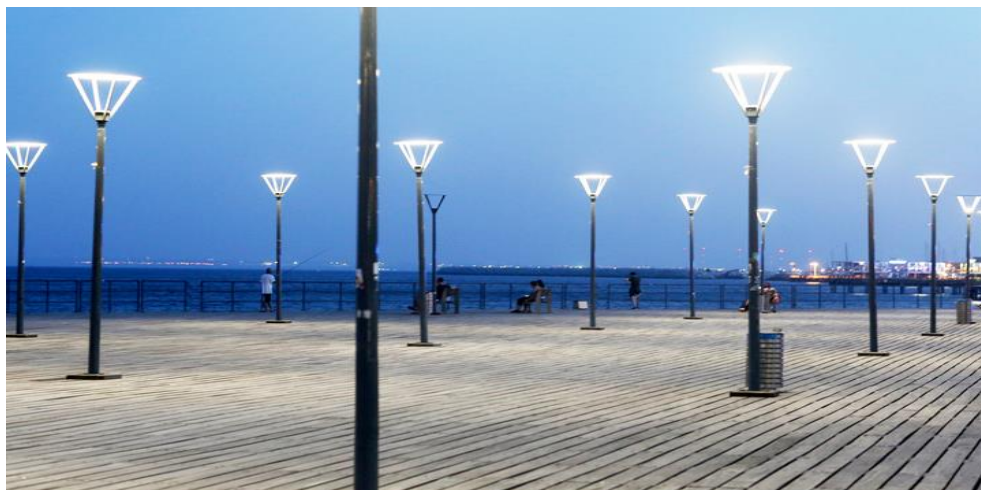


Figure I. 7 : Éclairage public intelligent [9]

A. Les avantages de l'éclairage public intelligent :

L'éclairage intelligent sont des dispositifs qui peuvent être contrôlés à distance, automatiquement ou via une application. Ce système se caractérise par plusieurs avantages comme :

- **Amélioration de la sécurité publique :**

Les dispositifs d'éclairage rendent la sécurité publique en offrant un éclairage plus intense et plus adapté qui améliore la visibilité des conducteurs, des cyclistes et des piétons et diminuent les risques d'accidents. Grâce à l'utilisation des capteurs de luminosité et de mouvement, ces systèmes contrôlent automatiquement l'intensité de l'éclairage en fonction des conditions extérieures.



Figure I. 8 : Éclairage sécuritaire [10]

- **Optimisation de la gestion de l'éclairage urbain :**

Grâce à la flexibilité de l'utilisation du système d'éclairage public intelligent qui participe à l'amélioration de la gestion des infrastructures d'éclairage, le contrôle à distance et l'automatisation qui permet d'adapter l'éclairage en fonction des conditions réelles.



Figure I. 9 : Éclairage urbain [10]

- **Efficacité énergétique :**

Les dispositifs d'éclairage public intelligent offrent la possibilité de réduire la dépense énergétique liée à l'éclairage de 50 à 70 % par rapport aux systèmes d'éclairage conventionnels. Cela conduit à une diminution des émissions de gaz à effet de serre et à une meilleure performance environnementale des villes. [11]

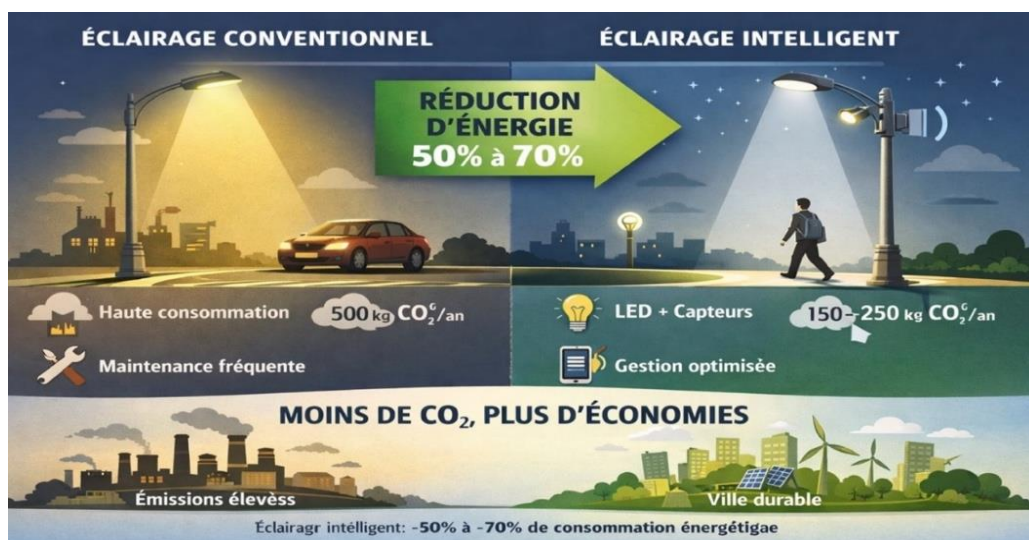


Figure I. 10 : Efficacité énergétique (IA)

- **Réduction de la pollution lumineuse :**

L'éclairage public intelligent aide à diminuer la pollution causée par l'excès de lumière artificielle pendant la nuit. Ce type d'éclairage régule l'intensité de lumière selon les conditions environnementales, et la présence de véhicules ou de piétons. Cette adaptation permet de réduire l'éclairage inutile et de mieux utiliser la lumière. [11]



Figure I. 11 : Réduction de la pollution lumineuse (IA)

- **Réduction des coûts de maintenance :**

L'éclairage intelligent permet de réduire les coûts de maintenance, il le fait grâce à une gestion plus efficace des équipements. En effet, les systèmes intelligents peuvent signaler automatiquement les pannes ou les anomalies.



Figure I. 12 : Réduction des coûts de maintenance (IA)

B. Les applications de l'éclairage public intelligent :

Les systèmes d'éclairage intelligent peuvent être installés dans plusieurs endroits :

- **Éclairage des routes et des routes :**

Pour avoir une meilleure visibilité et renforcer la sécurité des usagers, l'éclairage public intelligent est utilisé dans les rues et sur les routes, ce qui permet d'éclairer efficacement les voies de circulation, les carrefours, les passages piétons et les zones à risque.



Figure I. 13 : Éclairage routier [12]

- **Éclairage des parkings et des bâtiments :**

L'éclairage public intelligent est utilisé dans les parkings ainsi qu'autour des bâtiments pour assurer une meilleure sécurité. Ces espaces souvent peu fréquentés ou situés dans des zones peu éclairées nécessitent un éclairage efficace afin de diminuer les risques d'accidents et de dommages matériels. Grâce aux capteurs de présence et aux systèmes automatisés.



Figure I. 14 : Éclairage des parkings et bâtiments [13]

- **Éclairage des parcs et des jardins :**

Le système d'éclairage public intelligent est mis en œuvre dans les parcs et jardins, permettant de créer des effets lumineux dynamiques et d'ajuster l'éclairage en fonction des conditions climatiques. [14]

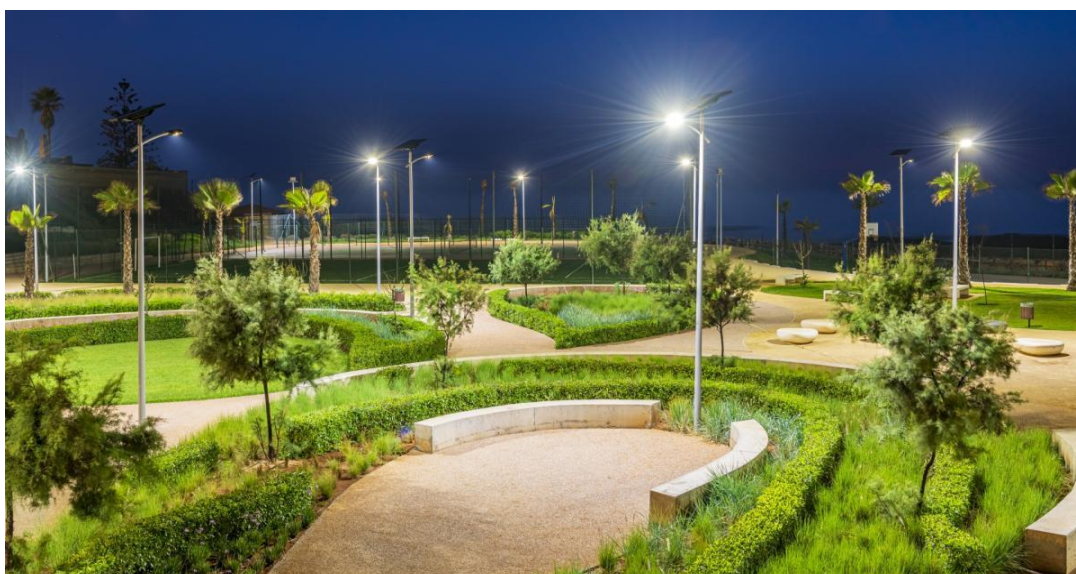


Figure I. 15 : Éclairage des parcs et des jardins [14]

- **Éclairage des zones piétonnes :**

Dans les zones piétonnes, l'éclairage intelligent assure une visibilité optimale pour les passants, améliorant ainsi la sécurité et le confort visuel.



Figure I. 16 : Éclairage des zones piétonnes [15]

- **Éclairage des gares et stations de transport public :**

Dans les gares et les stations de transport, le système d'éclairage intelligent ajuste automatiquement l'intensité lumineuse en fonction du nombre de voyageurs et des heures de pointe, afin de garantir une meilleure visibilité et un confort optimal.



Figure I. 17 : Éclairage des gares et des stations [16]

1.4 Les technologies d'éclairage public intelligent

Les technologies intelligentes intègrent des solutions connectées, automatisées et adaptatives. Ces systèmes utilisent :

- **LED de haute performance** : diminuant la consommation d'énergie jusqu'à 80 %.
- **Capteurs de mouvement et de luminosité** : ajustant l'intensité lumineuse en fonction des exigences
- **Plateformes IoT** : proposant une gestion à distance et une maintenance préventive.
- **Intégrations de l'énergie solaire** : améliorant l'efficacité énergétique.

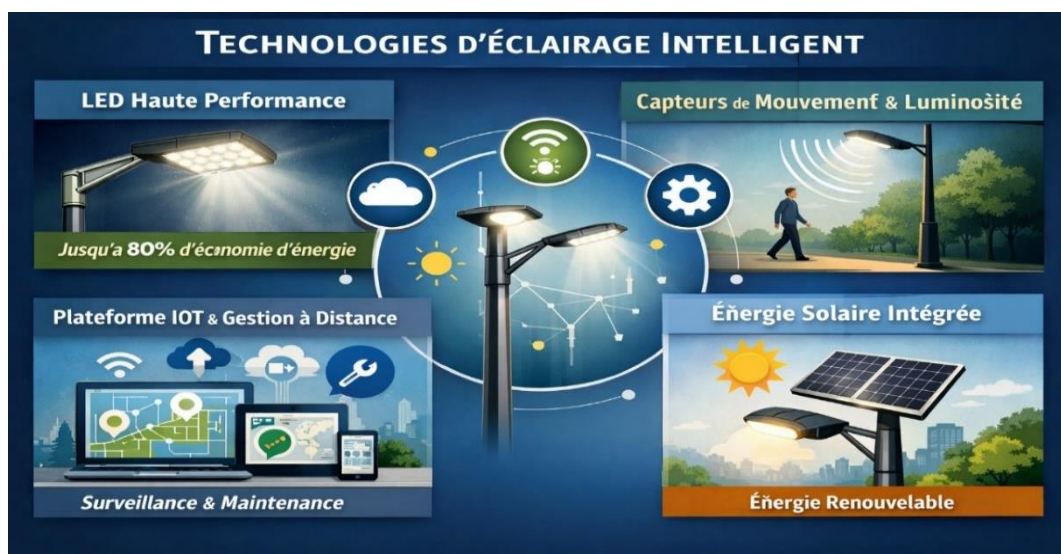


Figure I. 18 : Les technologies d'éclairage public intelligent (IA)

1.5 Conclusion

L'éclairage public a évolué d'un système traditionnel vers des solutions intelligentes, connectées et adaptatives. L'éclairage intelligent améliore la sécurité et le confort des usagers tout en optimisant la consommation énergétique. Grâce à la régulation automatique de l'intensité lumineuse, il réduit la pollution lumineuse et le gaspillage d'énergie. Cette transformation répond aux exigences des villes modernes en matière d'efficacité et de durabilité.



CHAPITRE II

PRINCIPES ET PARAMÉTRAGES DES SYSTÈMES D'ÉCLAIRAGE



2.1 Introduction

Ce chapitre s'intéresse à l'analyse des systèmes d'éclairage public, essentiels pour garantir la sécurité, le confort et la visibilité des usagers dans les espaces urbains. L'éclairage public contribue à améliorer les conditions de circulation et à renforcer la protection des piétons comme des automobilistes durant la nuit. Il expose les principaux composants d'un réseau d'éclairage, tels que les sources lumineuses, les luminaires, les supports et les armoires de commande. Le chapitre aborde également les critères de dimensionnement, les normes internationales de référence, ainsi que les solutions modernes d'optimisation énergétique, notamment la détection de présence, la variation d'intensité lumineuse et la programmation horaire.

2.2 Principaux éléments constitutifs d'un réseau d'éclairage public

Un système de réseau d'éclairage public est un ensemble d'installations électriques et mécaniques dédiées à l'éclairage des voies ouvertes à la circulation publique, des espaces urbains, des grands équipements, notamment les parkings. Ce sous-ensemble est surtout constitué des lampes (en particulier à LED), des luminaires, des mâts, des câbles d'alimentation et des dispositifs de commande. Le dispositif peut être raccordé à une commande automatique en raison des capteurs ou des horloges programmables permettant d'adapter l'éclairage du réseau.

2.2.1 Sources lumineuses

Les sources lumineuses correspondent aux dispositifs d'éclairage ou aux luminaires qui assurent la génération de la lumière. On distingue plusieurs types de sources lumineuses. Les lampes à incandescence (standard, halogène), les lampes à décharge (basse pression) ou les lampes à LED.

Tableau II. 1 : Comparaison des performances des sources lumineuses [17]

Types de source	Rendement lumineux	Température	Durée de vie
Incandescence	10 à 15 Lm/W	2 400 à 2 700 K	1 000 heures
Halogène	15 à 25 Lm/W	3 000 à 3 200 K	2 000 heures
Fluo-compactes et tubes fluorescents	50 à 90 Lm/W	2 700 à 6 000 K	10 000 heures
Iodure métallique	65 à 120 Lm/W	3 000 à 4 200 K	12 000 à 20 000 heures
Sodium basse pression (éclairage public)	100 à 200 lm/W	2 200 K	14 000 à 60 000 heures
LED	> 40 Lm/W	25 000 K	5 000 à 25 000 heures

2.2.2 Armoires de commandes électriques

Une armoire électrique est un coffret métallique ou en plastique. Elle sert à centraliser la distribution de l'énergie vers les différents circuits. Elle permet de piloter les installations, d'assurer la protection des personnes et des biens contre les risques électriques. [18]

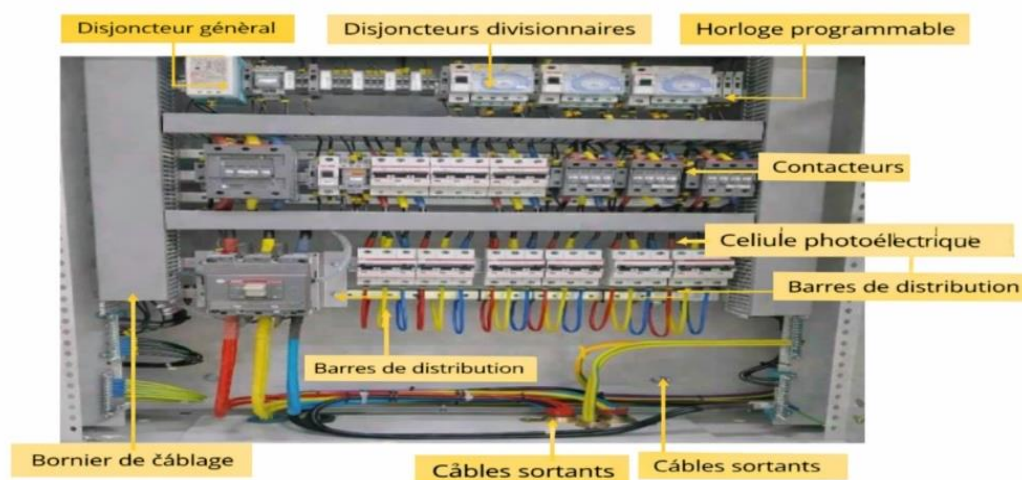


Figure II. 1 : Armoire de commandes électriques [17]

2.2.3 Points lumineux

Correspond à l'unité fonctionnelle d'un système d'éclairage public. La source lumineuse, généralement une ampoule ou une LED, est intégrée au luminaire et assure l'éclairage. Elle nécessite une attention spécifique et indispensable, tant lors de sa conception que pour son entretien. Un point lumineux est composé essentiellement d'un luminaire, d'une crosse et d'un mât avec une boîte de jonction pour les connexions électriques.

- **Luminaire** : c'est un appareil d'éclairage, également appelé lanterne, qui contient la source lumineuse et le réflecteur qui permet de diffuser la lumière de manière contrôlée.
- **Le support principal du point lumineux** est une structure verticale (acier, aluminium ou béton) qui maintient le luminaire à une hauteur adaptée pour l'éclairage des voies publiques. Il doit être solidement fixé au sol par un massif de fondation ou une platine d'ancrage afin d'assurer sa stabilité face aux contraintes extérieures (vent, vibrations). Ses caractéristiques (hauteur, forme, fonction) varient selon les besoins d'éclairage (rues, autoroutes, places publiques). Il peut intégrer des accessoires comme des trappes de visite pour la maintenance ou des dispositifs de protection électrique.
- **La crosse des luminaires** est une pièce métallique fixée au sommet du mât. Elle a pour fonction de soutenir le luminaire et de l'orienter correctement afin d'assurer une diffusion optimale de la lumière. [17]

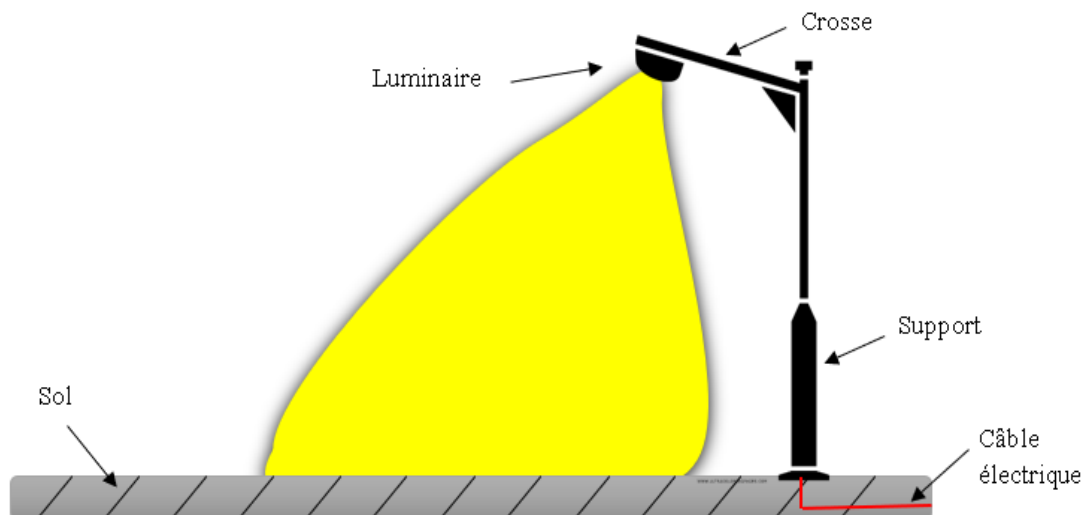


Figure II. 2 : Point lumineux [17]

2.2.4 Choix des poteaux d'éclairage public

Le bon choix des poteaux pour l'éclairage public doit se faire en tenant compte de plusieurs critères afin d'assurer la sécurité et la durabilité :

- Résistance aux conditions climatiques (vent, pluie).
- Facilité des opérations de maintenance.
- Capacité de support d'équipements supplémentaires (caméras).

2.3 Étude d'éclairage public

L'éclairage public joue un rôle crucial dans la sécurité. Un bon éclairage permet de prévenir les accidents, de réduire la criminalité et d'améliorer la qualité de vie. Son étude repose sur quatre axes principaux :

2.3.1 Normes internationales d'éclairage public

Les normes internationales d'éclairage sont définies par la **CIE** (Commission Internationale de l'Éclairage) et l'**ISO** (Organisation Internationale de Normalisation). Elles fixent des critères universels pour la photométrie, la colorimétrie, l'efficacité énergétique et la sécurité visuelle, et servent de référence aux réglementations nationales. [19]

Tableau II. 2 : Normes internationales d'éclairage public [19]

Type de voie/zone	Niveau d'éclairement (lux)	Norme
Routes principales	10–20 lux	CIE 115
Routes secondaires	7,5–15 lux	CIE 115
Rues résidentielles	5–10 lux	CIE 115
Zones piétonnes	10–20 lux	CIE 136
Carrefours / intersections	≥ 20 lux	CIE 115
Pistes cyclables	5–15 lux	CIE 115 / ISO 8995
Entrées/sorties de tunnels	50–100 lux	CIE 88

2.3.2 Installation des luminaires

L'installation des luminaires en éclairage public repose sur six critères essentiels :

1. Hauteur d'installation :

- Routes principales : 8–12 m.
- Routes secondaires : 6–8 m.
- Rues résidentielles : 4–6 m.

2. Espacement entre les mâts :

- Généralement 3 à 5 fois la hauteur du luminaire.
- Dépend du flux lumineux et du type d'optique.

3. Disposition des luminaires :

- Unilatérale : adaptée aux rues étroites.
- Bilatérale : pour routes larges, meilleure uniformité.
- Centrale : pour boulevards ou avenues.

4. Orientation et inclinaison :

- Les luminaires doivent être orientés vers la chaussée ou la zone piétonne.
- Pente limitée pour réduire la pollution lumineuse et l'éblouissement.

5. Type de luminaires :

- Favoriser les LED à haut rendement.
- Choisir des optiques adaptées (routes, parkings, zones piétonnes).
- Intégrer des systèmes intelligents (capteurs de présence).

6. Sécurité et maintenance :

- Respect des normes électriques (câblage, protections).
- Accessibilité pour l'entretien.
- Résistance aux conditions climatiques.

2.3.3 Puissance d'éclairage

La puissance d'éclairage correspond à l'énergie électrique consommée par un luminaire pour produire un flux lumineux donné.

Elle s'exprime en **watts (W)** et doit être mise en relation avec le **flux lumineux (lm)** et l'efficacité énergétique (**lm/W**).

A. Facteurs influents :

- **Type de voie :**
 - Routes principales → puissance élevée (100–150 W LED).
 - Routes secondaires → puissance moyenne (60–100 W LED).
 - Rues résidentielles → puissance réduite (30–60 W LED).
- **Hauteur et espacement des mâts :** plus la hauteur est grande, plus la puissance nécessaire augmente.
- **Optique et rendement :** un luminaire LED performant peut réduire la puissance installée de 30-50 %.

B. Relation flux lumineux/puissance :

$$P = \Phi(lm)/\eta(lm/W) \quad (2.1)$$

Avec :

P = Puissance électrique consommée (W).

Φ = Flux lumineux (lm).

η = Efficacité lumineuse (lm/W).

C. Optimisation énergétique :

- Favoriser les LED à haut rendement (> 130 lm/W).
- Intégrer des systèmes intelligents (gradateurs, capteurs de présence).
- Réduire la puissance installée tout en respectant les normes de luminance.

2.3.4 Choix des luminaires

Le choix des luminaires en éclairage public repose sur des critères techniques, normatifs et énergétiques. L'objectif est d'assurer la sécurité, le confort visuel et la durabilité des installations tout en réduisant la consommation d'énergie :

1. Conformité aux normes :

Les luminaires doivent être choisis en respectant les prescriptions des normes internationales (CIE 115, EN 13201, ISO 8995).

2. Critères techniques :

- Technologie (LED privilégiées pour leur rendement).
- Température de couleur pour le confort visuel.
- Matériaux résistants aux conditions climatiques.

3. Performance et durabilité :

- Un flux lumineux stable.
- Une maintenance simplifiée et accessible.
- Une compatibilité avec systèmes intelligents (gradateurs, capteurs, télégestion).

4. Optimisation énergétique :

- L'utilisation de LED à haut rendement ($> 130 \text{ lm/W}$).
- La réduction de la puissance installée.
- L'intégration de solutions de gestion adaptative (variation horaire, détection de présence).

5. Adaptation au contexte d'usage :

- Routes principales : luminaires puissants (100–150 W LED).
- Routes secondaires : puissance moyenne (60–100 W LED).
- Rues résidentielles : puissance réduite (30–60 W LED).
- Parkings et zones piétonnes : optiques spécifiques pour sécurité et confort.

2.4 Coût d'éclairage public

Le coût d'un éclairage public dépend principalement de la puissance des luminaires et de leur durée d'utilisation. Une consommation élevée mène à des coûts importants pour les collectivités, il est donc nécessaire d'optimiser l'utilisation de l'éclairage pour réduire ce coût.

2.4.1 Système de contrôle

Un système de contrôle d'éclairage public regroupe l'ensemble des dispositifs techniques qui permettent de gérer l'allumage, l'extinction et l'intensité des luminaires pour optimiser la consommation d'énergie, la sécurité et le confort visuel des usagers.

On distingue généralement trois systèmes de contrôle :

2.4.1.1 Détection de présence

La détection de présence est un système de contrôle implanté au niveau de chaque point lumineux, au moyen de capteurs identifiant la présence de piétons ou de véhicules. Les technologies utilisées incluent :

- Détecteurs de mouvement infrarouges (PIR).
- Radars.
- Boucles de détection. [20]

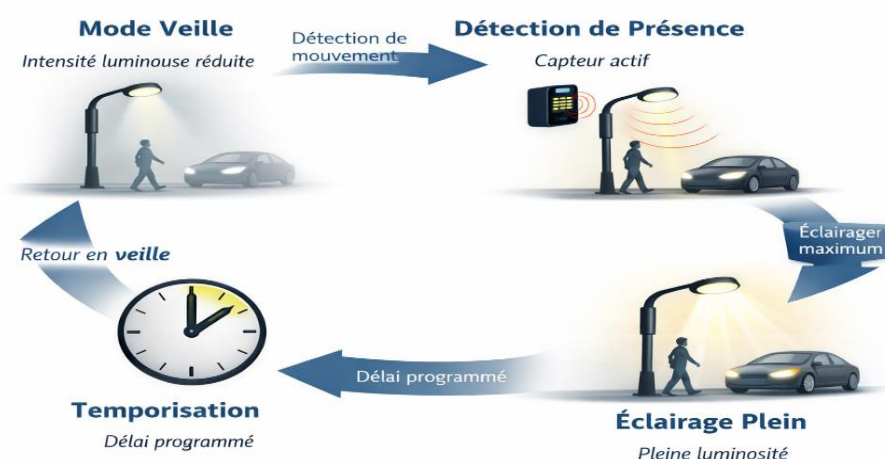


Figure II. 3 : Détection de présence (IA)

2.4.1.2 Variation ou dimming

La variation est un système de gestion de l'éclairage qui permet de modifier la luminosité des ampoules selon les exigences réelles en illumination. Ce mécanisme s'appuie sur des composants électroniques incorporés dans les ampoules ou sur un système de commande central, et il est surtout adapté aux technologies LED. [20]

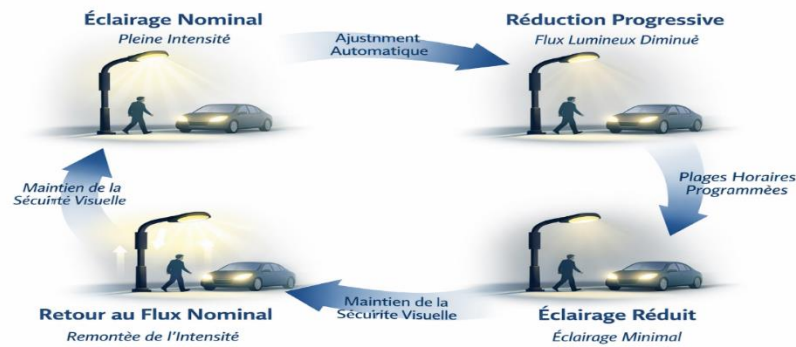


Figure II. 4 : Variation d'éclairage (IA)

2.4.1.3 Programmation horaire

La programmation horaire est un système de contrôle de l'éclairage. Elle dépend des horloges ou des unités électroniques qui déterminent des plages spécifiques pour allumer et éteindre les lumières. [20]



Figure II. 5 : Programmation horaire (IA)

2.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les principaux éléments des systèmes d'éclairage public ainsi que leur rôle dans le fonctionnement du réseau. Il a mis en évidence l'importance de ces différents composants dans la mise en place d'un éclairage public efficace, sécurisé et adapté aux besoins des usagers. L'étude a également montré que l'éclairage public ne se limite pas à une simple installation électrique, mais constitue un système complexe nécessitant une conception rigoureuse ainsi que l'intégration de solutions modernes. Ces dernières contribuent à améliorer la performance, le confort visuel et l'efficacité énergétique.



CHAPITRE III

EXTRACTION DES CARACTÉRISTIQUES ET CLASSIFICATION



3.1 Introduction

Ce chapitre présente la méthodologie adoptée dans le cadre de ce travail. Il décrit tout d'abord la base de données utilisée, composée d'images réparties en trois classes représentatives des situations urbaines : présence de piétons, de véhicules ou absence d'objets (scènes vides). Ensuite, les méthodes d'extraction de caractéristiques basées sur les descripteurs HOG et LBP sont exposées afin d'extraire les informations pertinentes des images.

Par la suite, différentes techniques de classification supervisée et non supervisée sont étudiées et appliquées pour distinguer ces classes. Enfin, les performances des modèles sont évaluées à l'aide de métriques standards (Accuracy, Précision, Sensibilité, Spécificité), permettant de mesurer leur robustesse, leur précision et leur fiabilité.

3.2 La base de données

La base de données d'images utilisée dans ce travail est composée de 3 255 photos. Cet ensemble a été développé spécifiquement pour l'analyse et la classification dans le cadre d'un système d'éclairage public automatique et intelligent.

Il comprend trois classes équilibrées :

- **Scènes vides** : 1 085 images.
- **Piétons** : 1 085 images.
- **Véhicules** : 1 085 images.

Ces images couvrent différentes conditions d'éclairage, permettant de représenter des situations variées et réalistes rencontrées dans un environnement urbain.

3.3 Méthodes d'extraction de caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une étape clé dans le traitement d'images, car elle permet de transformer les données brutes en représentations numériques par les algorithmes de classification. Dans ce travail, deux descripteurs ont été étudiés : **Local Binary Patterns (LBP)** et **Histogram of Oriented Gradients (HOG)**.

3.3.1 HOG (Gradient Orientation Histogramme)

Est un descripteur de caractéristiques largement utilisé en vision par ordinateur et en traitement d'images pour la détection d'objets. Il capture la structure et la forme des objets en comptant les occurrences d'orientation de gradient dans des régions localisées de l'image. HOG est particulièrement efficace pour la détection de piétons, de véhicules et de scènes vides, ce qui en fait un choix privilégié dans des applications telles que la conduite autonome ou les systèmes d'éclairage intelligent. [21]

3.3.1.1 Les étapes de calcul du descripteur HOG

1. Prétraitement de l'image :

- **Conversion en niveaux de gris** : réduction de la complexité en supprimant l'information de couleur.
- **Redimensionnement à 128×128 pixels** : uniformisation de la taille des images pour garantir une cohérence des données.
- **Égalisation d'histogramme** : standardisation du contraste afin d'améliorer la visibilité des détails.
- **Filtrage gaussien (noyau 3×3)** : réduction du bruit et lissage de l'image pour faciliter l'extraction des caractéristiques.

2. Calcul des gradients :

Les gradients horizontaux et verticaux sont calculés afin de déterminer l'intensité et l'orientation des contours.

- Gradient horizontal :

$$G_x = I(x + 1, y) - I(x - 1, y) \quad (3.1)$$

- Gradient vertical :

$$G_y = I(x, y + 1) - I(x, y - 1) \quad (3.2)$$

$I(x, y)$: Désigne l'intensité du pixel situé aux coordonnées (x, y) .

3. Division en cellules :

L'image est subdivisée en petites régions appelées cellules (par exemple 8×8 pixels).

- La magnitude du gradient :
$$M = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3.3)$$

- L'orientation :
$$\theta = \arctan \left(\frac{G_y}{G_x} \right) \quad (3.4)$$

4. Construction des histogrammes d'orientations :

Pour chaque cellule, un histogramme est créé à partir des orientations des gradients.

5. Regroupement en blocs :

Plusieurs cellules voisines sont regroupées en blocs afin d'améliorer la robustesse du descripteur.

6. Normalisation des blocs :

Les histogrammes sont normalisés pour réduire l'influence des variations d'éclairage et de contraste.

7. Formation du vecteur de caractéristiques :

Les histogrammes normalisés de tous les blocs sont concaténés pour former le vecteur de caractéristiques HOG utilisé pour la classification.

La figure ci-dessous illustre l'application du descripteur HOG sur une photo de notre travail

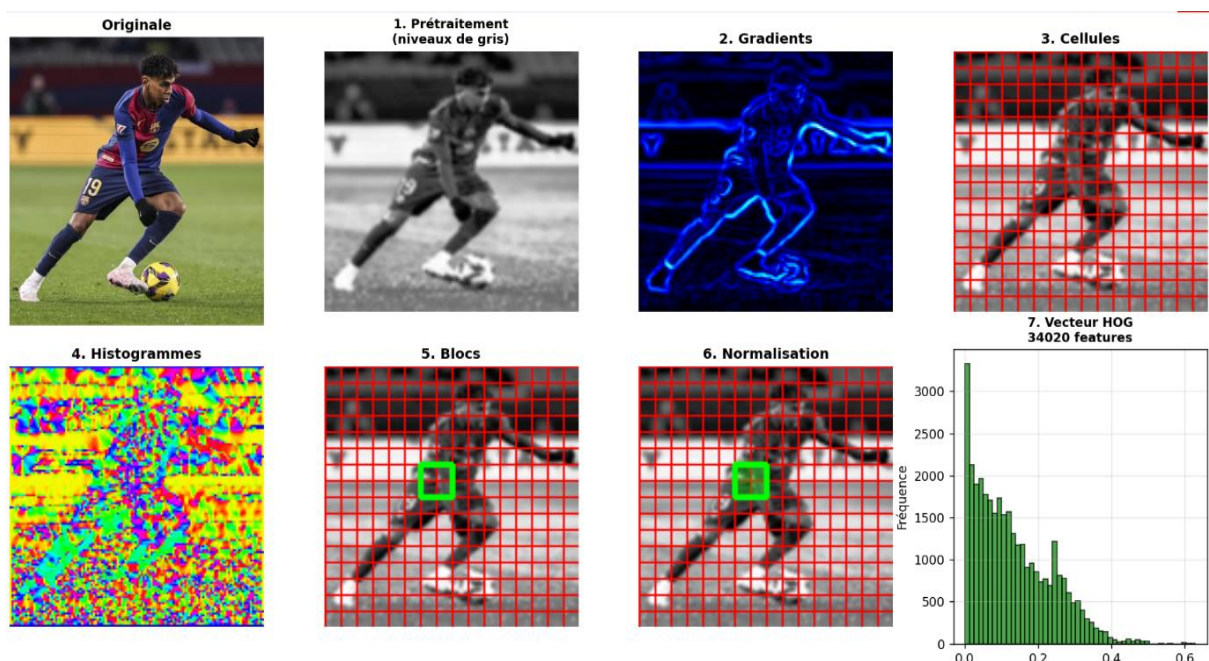


Figure III. 1 : Application du descripteur HOG sur une photo

3.3.2 Local Binary Patterns (LBP)

Est un descripteur de texture largement utilisé en vision par ordinateur. Son principe repose sur une comparaison locale : pour chaque pixel, l'intensité du pixel central est comparée à celle de ses pixels voisins. Un code binaire est alors généré en attribuant la valeur 1 si le voisin est supérieur ou égal au pixel central, et 0 sinon.

3.3.1.2 Les étapes de calcul du descripteur LBP

Le descripteur LBP repose sur une comparaison locale entre le pixel central et ses voisins pour générer un code binaire représentant la texture.

1. Sélection du pixel central :

Chaque pixel de l'image est considéré comme référence, noté g_c , situé aux coordonnées (x_c, y_c) .

2. Comparaison avec les voisins :

Les intensités des pixels voisins g_p (avec $p = 0, 1, \dots, P - 1$) sont comparées à celle du pixel central. La fonction de seuillage $s(x)$ est définie par :

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq 0 \\ 0, & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

3. Génération du code binaire :

Le motif binaire est obtenu par la comparaison des intensités :

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \cdot 2^p \quad (3.6)$$

Où :

- P : Le nombre de voisins,
- R : Le rayon du voisinage,
- g_p Et g_c Les intensités des pixels voisins et du pixel central.

4. Conversion en valeur décimale :

Le code binaire obtenu est converti en une valeur entière représentant la texture locale du voisinage.

5. Division en régions locales :

L'image est subdivisée en plusieurs zones afin de capturer la variation spatiale des motifs de texture.

6. Construction du vecteur de caractéristiques :

Les histogrammes des valeurs LBP calculées pour chaque région sont concaténés pour former un vecteur global de caractéristiques décrivant l'ensemble de l'image.

La figure ci-dessous représente l'application du descripteur LBP sur une image de notre travail

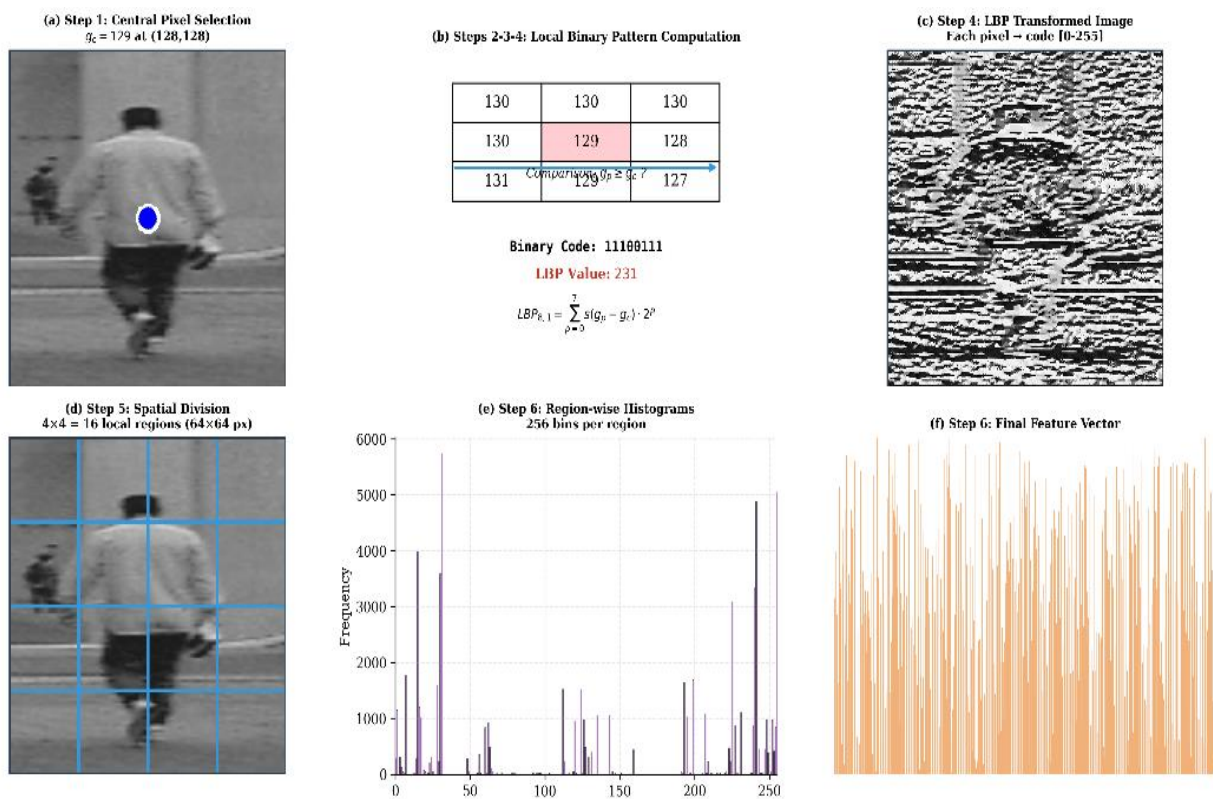


Figure III. 2 : Application du descripteur LBP sur une image

3.3.3 Comparaison entre LBP et HOG

La comparaison entre les descripteurs LBP et HOG repose sur quatre critères essentiels : leur principe de fonctionnement, la nature des caractéristiques extraites, leurs applications typiques ainsi que leur robustesse face aux variations d'éclairage et de contraste. Le tableau suivant présente une synthèse de ces différences.

Tableau III. 1 : Tableau comparatif clair entre LBP et HOG [22]

Critère	LBP (Local Binary Patterns)	HOG (Histogram of Oriented Gradients)
Principe de fonctionnement	Compare le pixel central avec ses voisins pour générer un code binaire représentant la texture locale.	Analyse les orientations des gradients pour capturer la forme et la structure des objets.
Type de caractéristiques	Texture locale (motifs binaires).	Forme et contour des objets (orientations de gradient).
Applications typiques	Reconnaissance de textures, visages, surfaces.	Détection de piétons, véhicules, objets en mouvement.
Robustesse aux variations d'éclairage	Sensible aux changements de luminosité et de contraste, ce qui peut affecter la qualité des motifs binaires.	Plus robuste aux variations d'éclairage grâce à la normalisation des blocs et à l'utilisation des gradients.

3.4 Méthodes de classification

La classification est une tâche fondamentale de l'apprentissage automatique. Elle consiste à attribuer automatiquement chaque donnée à une classe prédéfinie en fonction de ses caractéristiques. On distingue principalement deux approches :

3.4.1 Classification supervisée

La classification supervisée est une technique d'apprentissage automatique qui consiste à entraîner un modèle à partir de données préalablement étiquetées afin de prédire la classe de nouvelles données. Chaque donnée est représentée par un vecteur de caractéristiques et associée à une classe connue.

Parmi les algorithmes de classification supervisée les plus utilisés, on distingue :

3.4.1.1 Support Vector Machine (SVM)

SVM est un algorithme supervisé très utilisé en classification. Son principe est de trouver un hyperplan qui maximise la marge entre les classes, garantissant une séparation optimale. Il existe deux variantes principales :

A. SVM linéaire :

Est une approche simple qui utilise un hyperplan linéaire pour séparer les classes. Cette méthode est privilégiée pour sa simplicité et sa facilité d'interprétation. [23]

- En deux dimensions, la frontière de décision est une **droite**.
- En dimensions supérieures, elle devient un **hyperplan**.
- La fonction de décision peut s'écrire :

$$f(x) = w^T x + b \quad (3.7)$$

Où : w : Est le vecteur normal à l'hyperplan.

b : Le biais.

- **La notion de marge :**

La marge correspond à la distance entre l'hyperplan et les points les plus proches de chaque classe, appelés vecteurs de support. Le SVM cherche à maximiser cette marge, car une marge plus large améliore la robustesse et la capacité de généralisation du modèle.

La largeur de la marge est donnée par la formule :

$$\text{Largeur de la marge} = \frac{2}{\|w\|} \quad (3.8)$$

La classification d'un point x se fait selon le signe de $f(x)$:

- Si $f(x) > 0$, l'exemple est classé dans la classe **0**.
- Si $f(x) < 0$, il est classé dans la classe **1**.
- Si $f(x) = 0$, le point se trouve sur l'hyperplan.

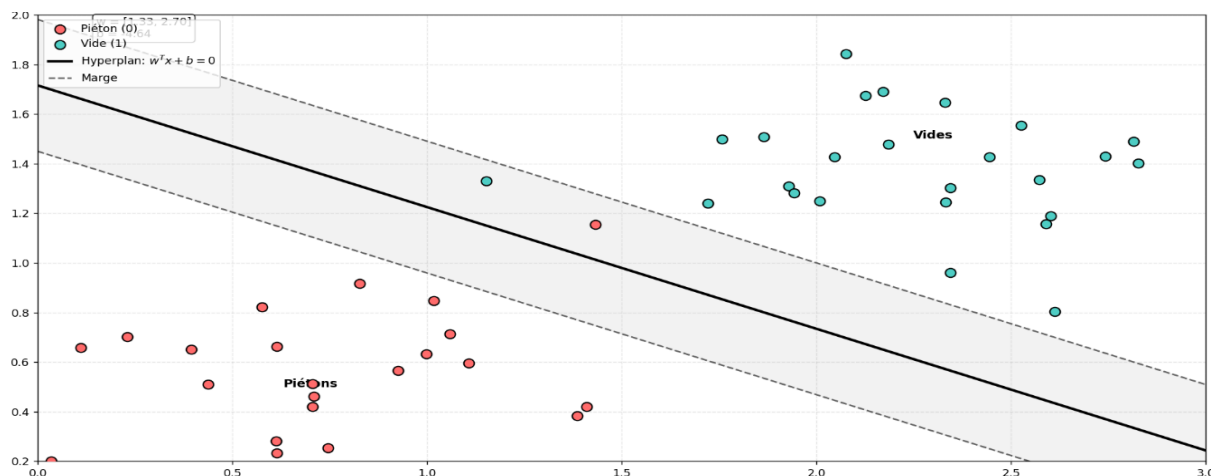


Figure III. 3 : Hyperplan séparant les classes piéton/vide

B. SVM non linéaire : est utilisée lorsque les données ne sont pas séparables par un simple hyperplan. Dans ce cas, le modèle applique une fonction noyau (kernel) qui projette les données dans un espace de dimension supérieure où elles deviennent séparables.

Cette approche présente l'avantage de pouvoir capturer des structures et relations complexes dans les données, ce qui améliore la précision de la classification par rapport aux modèles linéaires. Les noyaux les plus courants sont [24]:

- **Polynomial** : modélise des relations de degré supérieur.
- **RBF (Radial Basis Function)** : efficace pour des frontières courbes et flexibles.
- **Sigmoïde** : proche du fonctionnement des réseaux de neurones.

La fonction noyau $K(x, y)$ remplace le produit scalaire classique :

$$f(x) = (\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b) \quad (3.9)$$

Où: α_i : Les coefficients associés aux vecteurs de support.

y_i : Les étiquettes des classes.

$K(x_i, x)$: La fonction noyau.

La figure ci-dessous illustre la comparaison entre les noyaux de svm appliqués sur notre projet.

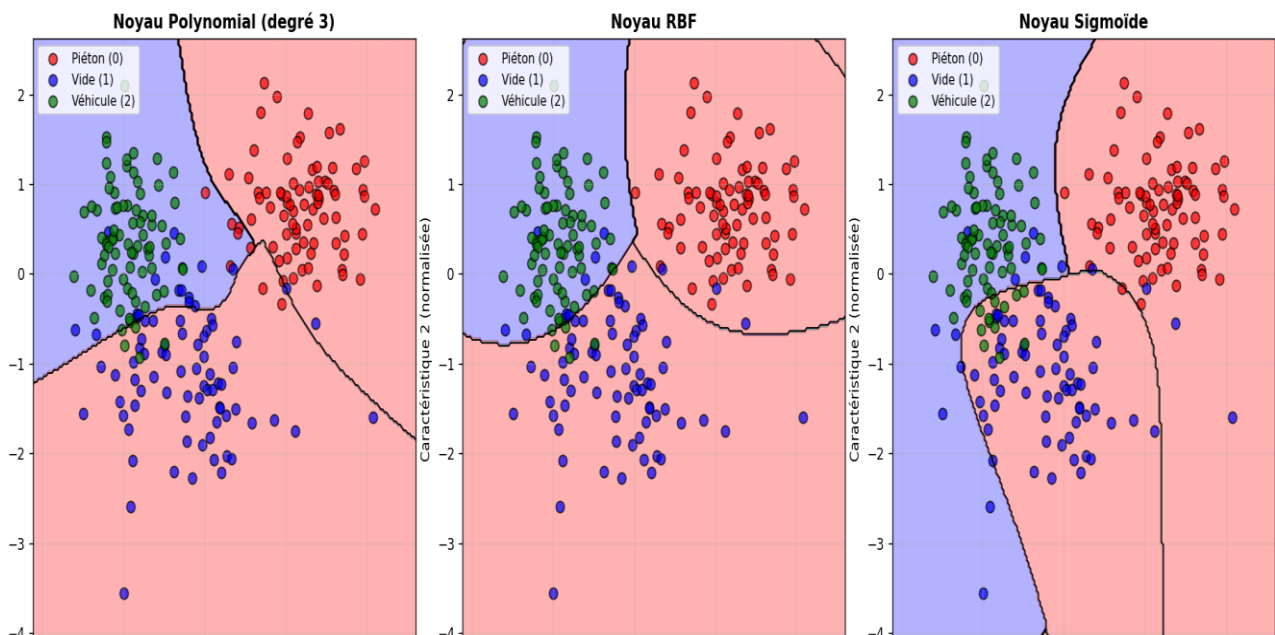


Figure III. 4 : Comparaison des noyaux SVM

3.4.1.2 K-Nearest Neighbors (KNN)

Le KNN est un classificateur d'apprentissage supervisé non paramétrique qui utilise la proximité pour effectuer des classifications ou des prédictions sur un point de données individuel. Il est utilisé à la fois pour reconnaître les classes.

- **Fonctionnement de l'algorithme KNN :**

1. **Choix du nombre de voisins (K) :** consiste à définir la valeur de K , représentant le nombre de voisins les plus proches à prendre en compte pour la classification. Ce paramètre est généralement déterminé par expérimentation.
2. **Calcul des distances :** une fois K fixé, l'algorithme calcule la distance entre le point à classer et tous les points de l'ensemble d'entraînement. Cette distance est donnée :

$$d(x, x_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - x_{i,j})^2} \quad (3.10)$$

3. **Sélection des K plus proches voisins :** Les K exemples les plus proches du point de test sont retenus.
4. **Vote majoritaire (classification) :** la classe attribuée au point de test correspond à la classe majoritaire parmi ces K voisins.
5. **Prédiction (régression) :** la valeur prédite est obtenue par la moyenne des valeurs des K voisins.

La figure ci-dessous représente le fonctionnement de KNN dans notre projet

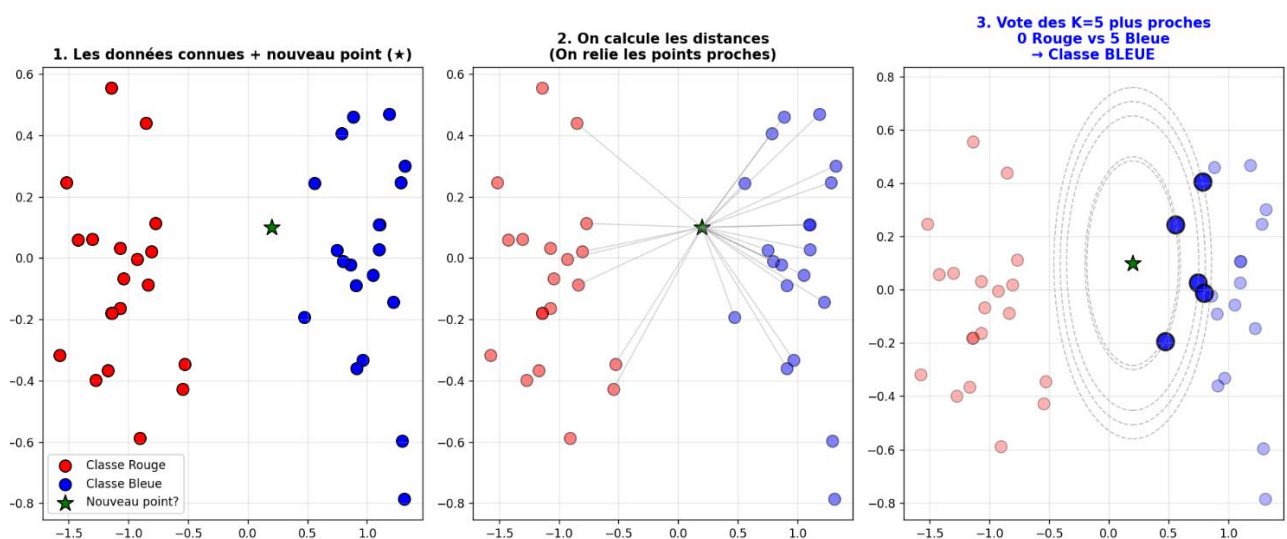


Figure III. 5 : Fonctionnement de l'algorithme KNN (K=5)

3.4.2 Classification non supervisée

La classification non supervisée regroupe des données similaires sans disposer d'étiquettes préalables, afin de découvrir des structures cachées. Trois méthodes couramment utilisées sont :

3.4.2.1 K-Means

Cette méthode partitionne les données en K clusters en minimisant la distance entre chaque point et le centre (centroïde) de son cluster. L'algorithme procède itérativement pour ajuster les centroïdes jusqu'à convergence.

3.4.2.2 Clustering hiérarchique

Cette approche construit une hiérarchie de regroupements, représentée sous forme d'un dendrogramme. Elle permet de visualiser les relations de similarité entre les données et de choisir le nombre de clusters approprié.

3.4.2.3 DBSCAN

DBSCAN identifie des clusters de forme arbitraire en se basant sur la densité des points dans l'espace des caractéristiques. Il est également capable de détecter les points isolés ou aberrants (anomalies), ce qui le rend robuste face au bruit.

La figure ci-dessous illustre quelques Méthodes de classification non supervisée

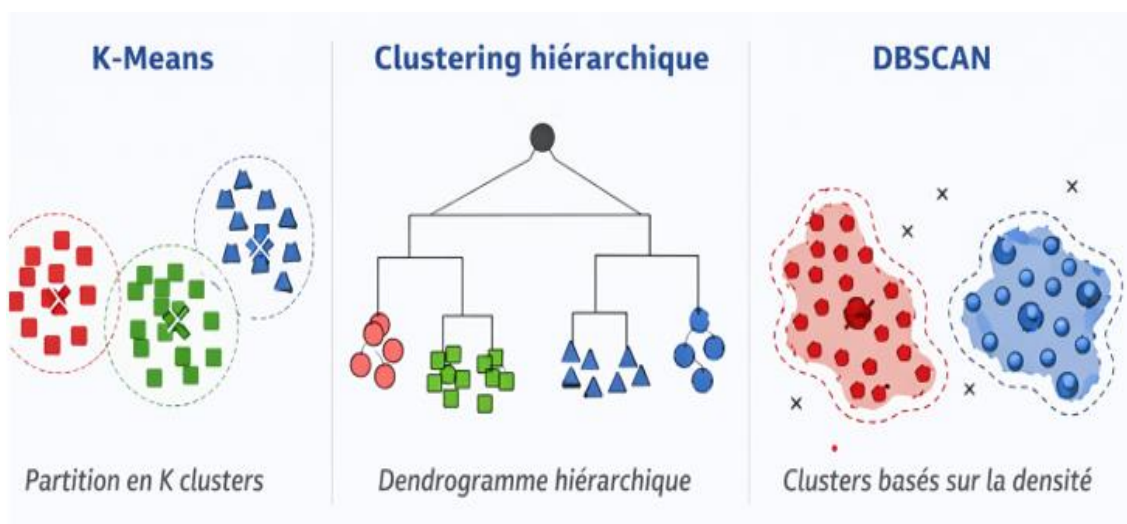


Figure III. 6 : Méthodes de classification non supervisée.

3.5 Métriques d'évaluation

L'évaluation des performances des classificateurs repose sur l'analyse de la matrice de confusion, qui met en évidence les prédictions correctes et erronées. À partir de cette matrice, plusieurs métriques sont calculées afin de caractériser la qualité de la classification :

3.5.1 Matrice de confusion

La matrice de confusion est un tableau qui permet de visualiser les performances d'un classificateur en comparant les prédictions avec les valeurs réelles.

Tableau III. 2 : Matrice de confusion multi-classes (3×3)

		VALEUR PRÉDITE		
		Piéton	Vide	Véhicule
VALEUR RÉELLE	Piéton	TP	FN	FN
	Vide	FP	TP	FN
	Véhicule	FP	FN	TP

- **TP (True Positive)** : Nombre d'images correctement classées dans leur classe réelle.
- **FP (False Positive)** : Nombre d'images attribuées à une classe alors qu'elles appartiennent à une autre.
- **FN (False Négative)** : Nombre d'images d'une classe réelle mal classées dans une autre.
- **TN (True Négative)** : Nombre d'images correctement identifiées comme n'appartenant pas à une classe donnée.

3.5.2 Taux de classification (Accuracy)

Taux de classification correcte est une mesure utilisée pour évaluer la performance d'un modèle de classification. Elle exprime le taux global de bonnes classifications et se définit comme la proportion d'instances correctement classifiées par rapport au nombre total d'instances :

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^N TP_i}{N} \times 100 \quad (3.11)$$

- TP_i : Les prédictions correctes pour la classe i .
- N : Le nombre de classes.

3.5.3 Spécificité (Specificity)

La spécificité évalue la capacité du modèle à reconnaître les cas négatifs parmi l'ensemble des exemples négatifs. En multi-classes, elle se calcule pour chaque classe i :

$$\text{Specificity}_i = \frac{TN_i}{TN_i + FP_i} \times 100 \quad (3.12)$$

- TN_i : instances correctement identifiées comme n'appartenant pas à la classe i .
- FP_i : instances incorrectement attribuées à la classe i .

La spécificité globale est obtenue par la moyenne :

$$\text{Specificity}_{macro} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Specificity}_i \quad (3.13)$$

3.5.4 Sensibilité (Sensitivity)

La sensibilité mesure la capacité du modèle à détecter correctement les cas positifs parmi les cas réellement positifs. En multi-classes, elle se calcule pour chaque classe i :

$$\text{Sensitivity}_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \times 100 \quad (3.14)$$

- TP_i : instances de la classe i correctement prédites.
- FN_i : instances de la classe i mal classées dans une autre classe.

La sensibilité globale est obtenue par la moyenne :

$$\text{Sensitivity}_{macro} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{Sensitivity}_i \quad (3.15)$$

3.5.5 Précision (Precision)

La précision mesure la capacité du modèle à attribuer correctement les instances à une classe donnée parmi toutes celles prédites comme appartenant à cette classe. En multi-classes, elle se calcule pour chaque classe i :

$$Precision_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \times 100 \quad (3.16)$$

- TP_i : instances de la classe i correctement prédites.
- FP_i : instances d'autres classes attribuées à tort à la classe i .

La précision globale est obtenue par la moyenne :

$$Precision_{macro} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Precision_i \quad (3.17)$$

3.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté la démarche suivie dans ce travail, en détaillant les principales étapes du traitement des images, de la classification et de l'évaluation des performances. Il a également décrit la base de données ainsi que les techniques d'extraction de caractéristiques utilisées. Les méthodes de classification supervisée et non supervisée ont été exposées, de même que les métriques permettant d'évaluer les performances des modèles. L'ensemble de ces éléments constitue une base solide pour la suite de l'étude.



CHAPITRE IV

MISE EN ŒUVRE PRATIQUE ET EXPÉRIMENTATION



4.1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la mise en œuvre pratique du système d'éclairage public intelligent, depuis la définition du cahier des charges jusqu'à la réalisation expérimentale du prototype. Après avoir présenté les méthodes d'extraction des caractéristiques, les algorithmes de classification et les principes de commande par PWM, il s'agit désormais de vérifier la faisabilité du projet dans des conditions réelles.

Une interrogation centrale guide cette expérimentation : le système proposé permet-il effectivement de réduire la consommation énergétique tout en garantissant la sécurité et le confort visuel dans l'espace public ?

4.2 Cahier des charges

Le système d'éclairage public intelligent à concevoir doit assurer la détection automatique des usagers de la route (piétons, véhicules ou absence de circulation) et l'adaptation en temps réel du niveau d'éclairage, dans un objectif d'optimisation de la consommation d'énergie électrique.

Le développement du système repose sur deux étapes principales :

1. **La constitution de la base de données** : repose sur la collecte d'images représentatives des différentes situations urbaines, comprenant la présence de piétons, la présence de véhicules ainsi que des scènes de route vide. Ces images sont exploitées pour l'extraction de caractéristiques à l'aide de descripteurs HOG (Histogram of Oriented Gradients) et LBP (Local Binary Patterns). Les descripteurs obtenus servent ensuite à l'entraînement et à la validation de modèles de classification supervisée tels que SVM (Support Vector Machine) ou KNN (K-Nearest Neighbors).

2. **Déploiement sur Raspberry Pi 5** : après validation des performances du modèle retenu, celui-ci est déployé sur une plateforme embarquée **Raspberry Pi 5**. Le système assure l'acquisition en temps réel des images issues d'une caméra connectée, leur analyse, la détermination automatique de la classe correspondante.

Le niveau d'éclairage est ajusté selon trois états définis :

- **20 %** pour une scène vide,
- **60 %** pour la présence de piétons,
- **100 %** pour la présence de véhicules.

Le Raspberry Pi génère un signal PWM (Pulse Width Modulation) destiné à piloter un gradateur de puissance. Ce dernier commande un système d'éclairage LED 24 V, en adaptant automatiquement l'intensité lumineuse. Ainsi, le système garantit une gestion efficace de l'énergie tout en maintenant un éclairage adéquat selon les conditions de circulation observées.

4.3 Description du système expérimental

Le système expérimental mis en place repose sur une combinaison de matériel et de logiciels permettant de valider le principe de l'éclairage public intelligent.

4.3.1 Matériels

Le système expérimental repose sur un ensemble de composants matériels essentiels :

4.3.1.1 Raspberry Pi 5

Le Raspberry Pi 5 est un ordinateur monocarte de nouvelle génération qui regroupe sur une seule carte électronique les principaux composants d'un ordinateur (processeur, mémoire vive, interfaces de communication et ports d'entrée/sortie). [25]

Dans le cadre du système expérimental, son rôle est d'assurer le traitement en temps réel des images capturées par la caméra, d'exécuter les algorithmes de classification et de générer les signaux PWM nécessaires au gradateur pour commander l'intensité lumineuse des LED.



Figure IV. 1 : Carte Raspberry Pi5 [26]

1. Structure et interfaces :

La figure ci-dessus présente les principaux composants du Raspberry Pi 5, tels que le processeur BCM2712, les ports USB, le port Ethernet, les connecteurs micro-HDMI et l'interface GPIO. Le connecteur GPIO à 40 broches permet l'interfaçage avec divers capteurs, actionneurs et modules électroniques. Ces broches peuvent être configurées en entrées ou sorties afin d'assurer la communication avec les périphériques externes. [25]

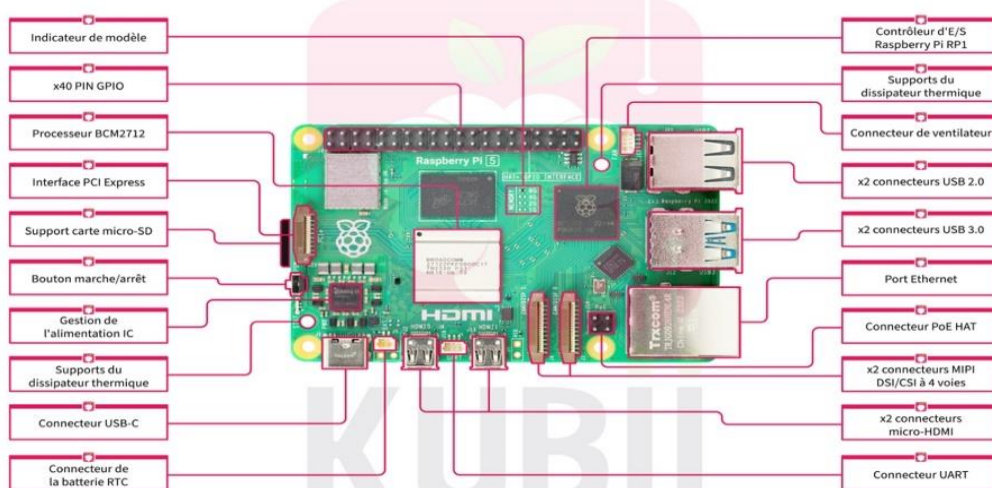


Figure IV. 2 : Structure et interfaces du Raspberry Pi 5 [25]

2. Broches d'interfaces GPIO :

Le Raspberry Pi 5 possède un connecteur GPIO de 40 broches, qui permet d'alimenter des composants, de communiquer via différents protocoles (I2C, SPI, UART) et de contrôler des périphériques comme des LED, capteurs ou moteurs. Voici le détail des principales broches d'interfaces. [25]

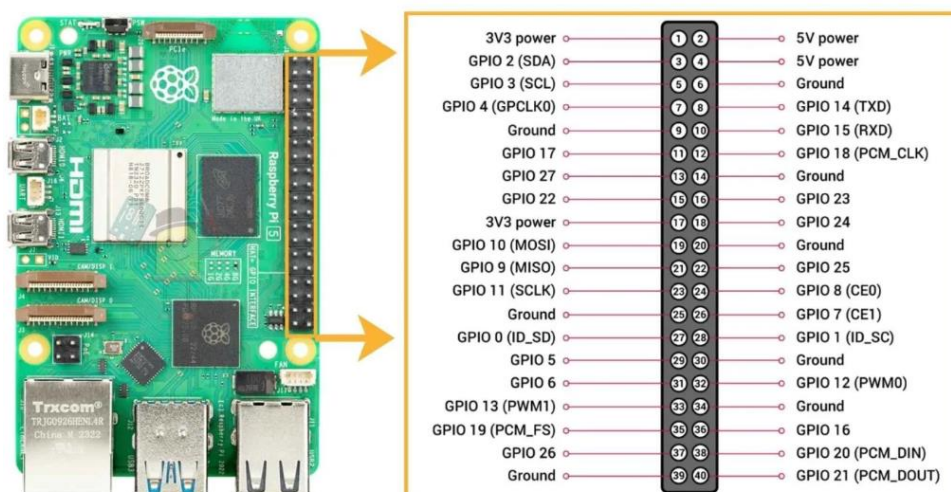


Figure IV. 3 : Schéma des broches GPIO du Raspberry Pi 5 [25]

Le Raspberry Pi 5 dispose de performances améliorées et de nombreuses interfaces de communication, ce qui le rend adapté aux applications embarquées, à l'Internet des objets et à l'intelligence artificielle. Le tableau suivant résume ses principales caractéristiques :

Tableau IV. 1 : Caractéristiques techniques du Raspberry Pi 5 [25]

Caractéristique	Description
Processeur	Quad-Core ARM Cortex-A76 cadencé à 2,4 GHz
Mémoire RAM	4 Go ou 8 Go LPDDR4X
Affichage	Double sortie micro-HDMI 4Kp60 avec HDR
GPU	VideoCore VII compatible OpenGL ES 3.1 et Vulkan 1.2
Réseau	Ethernet Gigabit, Wi-Fi bibtnde 802.11ac, Bluetooth 5.0
Connecteurs	GPIO 40 broches, 2 USB 3.0, 2 USB 2.0, USB-C alimentation

4.3.1.2 Carte mémoire

Une carte microSD de 64 Go est utilisée comme support de stockage principal du Raspberry Pi 5.

Elle permet l'installation et l'exécution du système d'exploitation, des logiciels nécessaires ainsi que le stockage des données indispensables au fonctionnement du système expérimental.



Figure IV. 4 : Carte mémoire microSD [27]

4.3.1.3 Caméra

La caméra constitue le dispositif de capture d'images en temps réel, indispensable pour l'expérimentation du système d'éclairage public intelligent. Elle permet d'acquérir les scènes urbaines (piétons, véhicules, vides) qui serviront de base à l'extraction des caractéristiques visuelles et à la classification.



Figure IV. 5 : Caméra HD [28]

4.3.1.4 Voyant lumineux

Le voyant lumineux est un dispositif de signalisation utilisé dans les circuits électriques. Il permet d'indiquer l'état du système ou la présence d'alimentation à l'aide d'un signal lumineux. [29]

Dans le système expérimental, le voyant lumineux sert de témoin visuel pour valider le fonctionnement du gradateur et du Raspberry Pi. Il permet de vérifier en temps réel la variation d'intensité lumineuse en fonction des classes détectées (vide, piéton, véhicule).



Figure IV. 6 : Voyant lumineux [29]

4.3.2 Logiciels

Le système expérimental repose sur un ensemble de logiciels et d'environnements de développement permettant la mise en œuvre et le déploiement du prototype :

- **Système d'exploitation Raspberry Pi OS** : installé sur la carte microSD, il constitue la plateforme de base pour l'exécution des programmes et la gestion des périphériques.
- **Langage Python** : utilisé pour l'extraction des caractéristiques visuelles (HOG, LBP), l'entraînement des modèles de classification (SVM, KNN) et leur intégration dans le système.
- **PyCharm** : environnement de développement intégré (IDE) employé pour la rédaction, l'organisation et le débogage des scripts Python liés à l'entraînement et à la classification.
- **Thonny** : IDE léger utilisé directement sur le Raspberry Pi pour l'exécution des scripts Python, notamment ceux liés à la commande des broches GPIO et à la génération des signaux PWM.

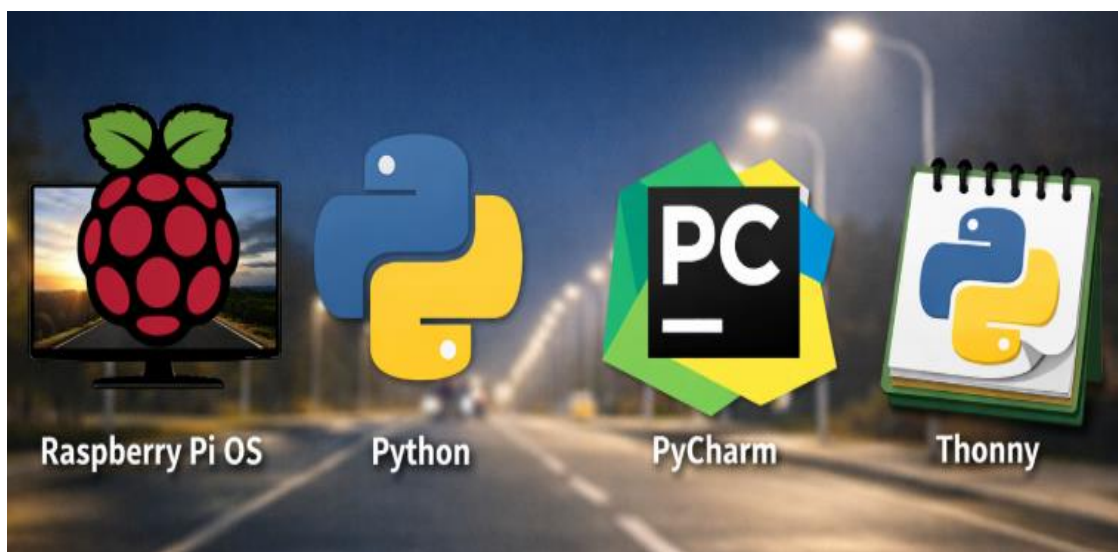


Figure IV. 7 : Logiciels utilisés dans le projet (IA)

4.3.3 Architecture

L'architecture fonctionnelle du système expérimental est représentée sous forme d'organigramme, mettant les étapes successives de traitement et de commande :

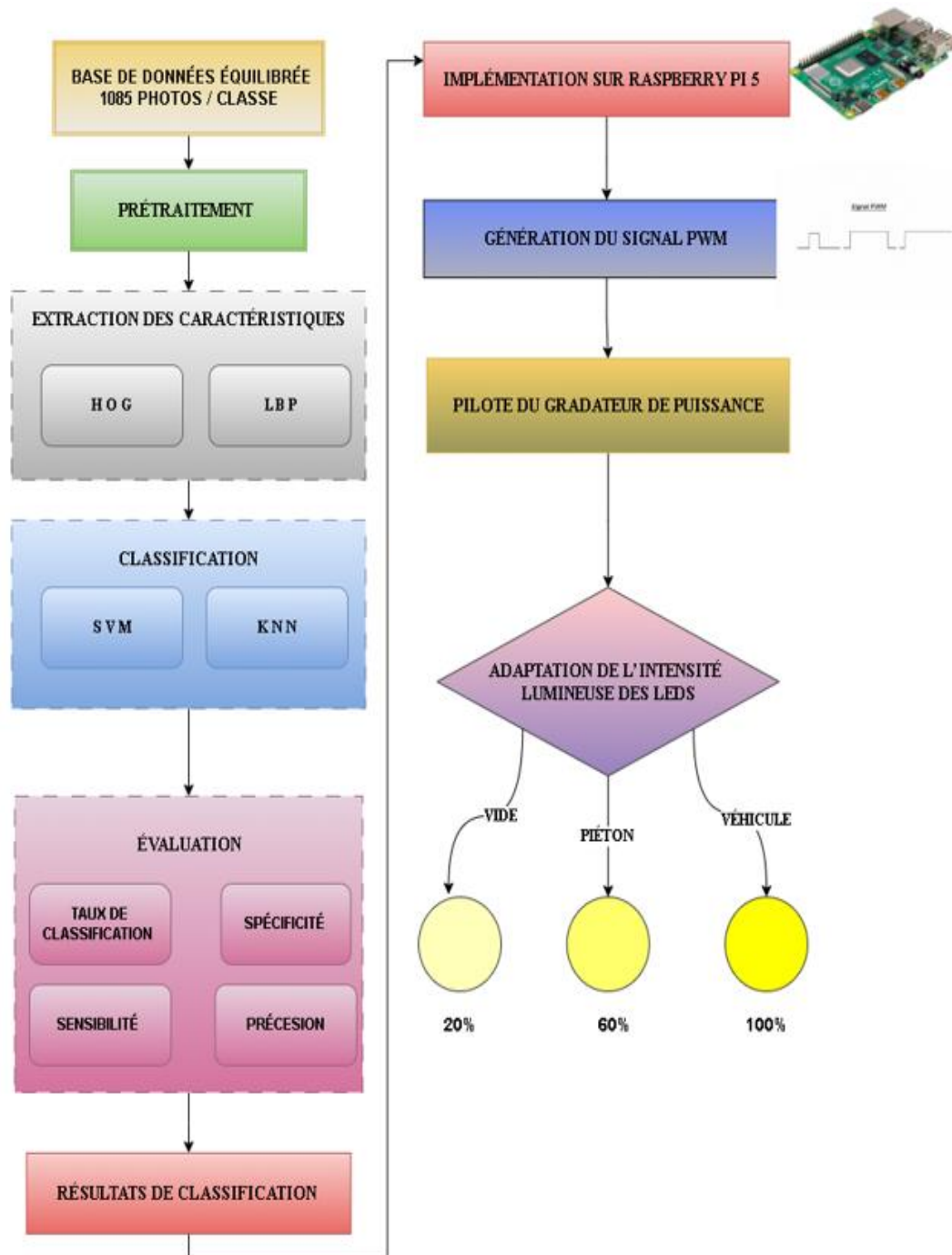


Figure IV. 8 : Organigramme de l'architecture du système

4.4 Préparation de la base de données

La préparation de la base de données constitue une étape essentielle pour assurer la fiabilité et la performance du système de classification. Elle comprend plusieurs phases :

1. **Collecte des images** : les données sont rassemblées à partir de différentes sources, afin de représenter les trois classes principales : piétons, véhicules et scènes vides.
2. **Organisation des classes** : chaque image est classée dans un dossier correspondant à sa catégorie. La base de données est équilibrée avec **1 085 images par classe**, garantissant une représentativité homogène.
3. **Division en ensembles** : la base est séparée en deux sous-ensembles :
 - **Ensemble d'entraînement** (80 %).
 - **Ensemble de test** (20 %).



Figure IV. 9 : Exemples de photos par classe (piéton, vide, véhicule)

4.5 Prétraitement des images

Le prétraitement est une étape essentielle pour normaliser les images et améliorer les performances du système de classification. Il comprend trois opérations principales :

Redimensionnement, conversion en niveau de gris et la normalisation



4.6 Méthodes d'extraction des caractéristiques

L'extraction des caractéristiques est une étape cruciale qui permet de transformer les images en vecteurs numériques exploitables par les algorithmes de classification. Dans ce travail, deux descripteurs ont été appliqués :

4.6.1 HOG (Gradient Orientation Histogramme)

Le descripteur HOG repose sur l'analyse des gradients locaux d'une image afin de capturer la forme et la structure des objets. Il mesure la distribution des orientations des contours dans des régions localisées, ce qui le rend robuste aux variations d'éclairage et de pose.

Dans notre projet, nous avons utilisé le HOG pour extraire les caractéristiques des images et permettre la détection efficace des piétons, véhicules et zones vides. [30]

La figure ci-dessous illustre la visualisation des gradients HOG sur une image de notre base de données

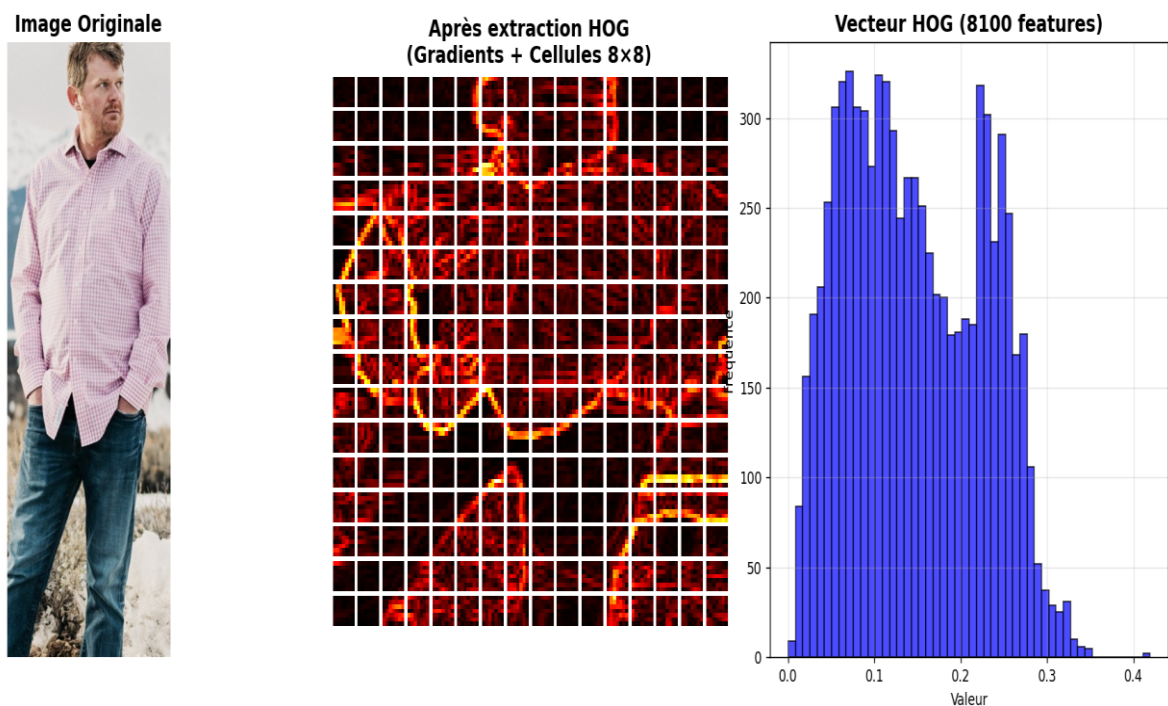


Figure IV. 10 : Visualisation des gradients HOG sur une image

4.6.2 Local Binary Patterns (LBP)

Est un descripteur de texture basé sur l'analyse des variations locales d'intensité dans une image. Il compare chaque pixel à ses voisins immédiats et code le résultat sous forme binaire, produisant une représentation compacte des motifs de texture.

Dans notre projet, nous avons utilisé le LBP pour extraire des caractéristiques simples et efficaces, notamment dans des tâches de reconnaissance faciale, d'analyse de textures et de classification d'images. [31]

La figure ci-dessous illustre Visualisation des motifs LBP sur une image de notre base de données

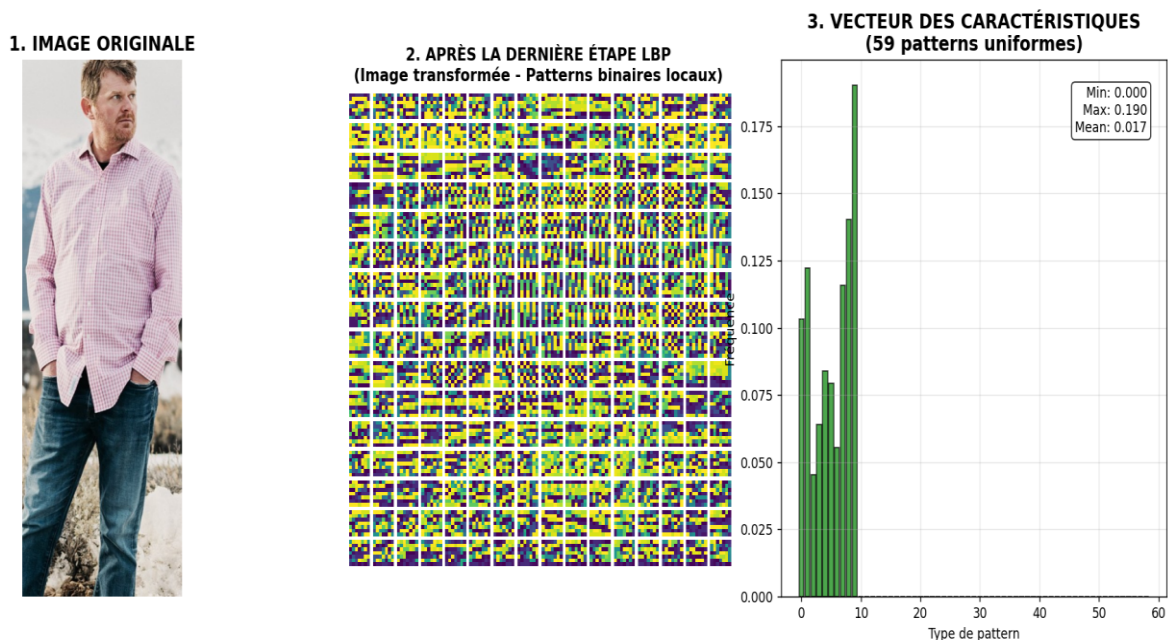


Figure IV. 11 : Visualisation des motifs LBP sur une image

4.7 Méthodes de classification

La classification est l'étape qui suit l'extraction des caractéristiques. Elle consiste à attribuer chaque vecteur de caractéristiques (issu de HOG ou LBP) à une classe prédéfinie (piéton, véhicule, vide). Cette opération repose sur des algorithmes d'apprentissage supervisé, capables de modéliser la relation entre les données extraites et les catégories cibles.

Le choix de la classification supervisée dans ce projet est motivé par plusieurs raisons :

- La base de données utilisée est annotée, ce qui permet d'entraîner les modèles sur des exemples connus.
- Les classes d'intérêt (piéton, véhicule, vide) sont prédéfinies et bien distinctes, ce qui correspond parfaitement au cadre supervisé.
- Les algorithmes supervisés offrent une meilleure précision et une capacité de généralisation adaptée aux applications de reconnaissance d'images.

Dans ce travail, deux méthodes supervisées ont été retenues :

4.7.1 Support Vector Machine (SVM)

Dans ce projet, nous utilisons le SVM comme algorithme principal de classification supervisée. Le SVM repose sur la recherche d'un hyperplan optimal qui maximise la marge entre les classes. Les points situés au bord de cette marge, appelés vecteurs de support, définissent la frontière de décision.

A. Cas linéaire et non linéaire :

- Dans le cas linéaire, le SVM sépare les classes par une frontière droite dans l'espace des caractéristiques.
- Lorsque les données ne sont pas linéairement séparables, le SVM utilise des fonctions noyau (kernel) pour projeter les données dans un espace de dimension supérieure, où une séparation devient possible.

B. Choix du noyau RBF (Radial Basis Function) :

Dans ce projet, un SVM non linéaire avec noyau RBF a été retenu. Ce choix est motivé par :

- La présence de trois classes distinctes (piéton, véhicule, vide), qui ne peuvent pas être séparées par un simple hyperplan linéaire.
- La capacité du noyau RBF à modéliser des frontières complexes et non linéaires, adaptées aux caractéristiques extraites par HOG et LBP.
- Sa robustesse et sa large utilisation dans les problèmes de reconnaissance d'images, garantissant une meilleure fiabilité des résultats.

C. Pertinence dans le projet :

Le noyau RBF permet une séparation efficace des trois classes (piéton, véhicule, vide) en tenant compte des variations locales dans l'espace des caractéristiques. Il constitue donc le choix optimal pour assurer la précision et la fiabilité du système d'éclairage intelligent.

La figure ci-dessous représente les performances du classificateur SVM non linéaire appliqué à notre projet

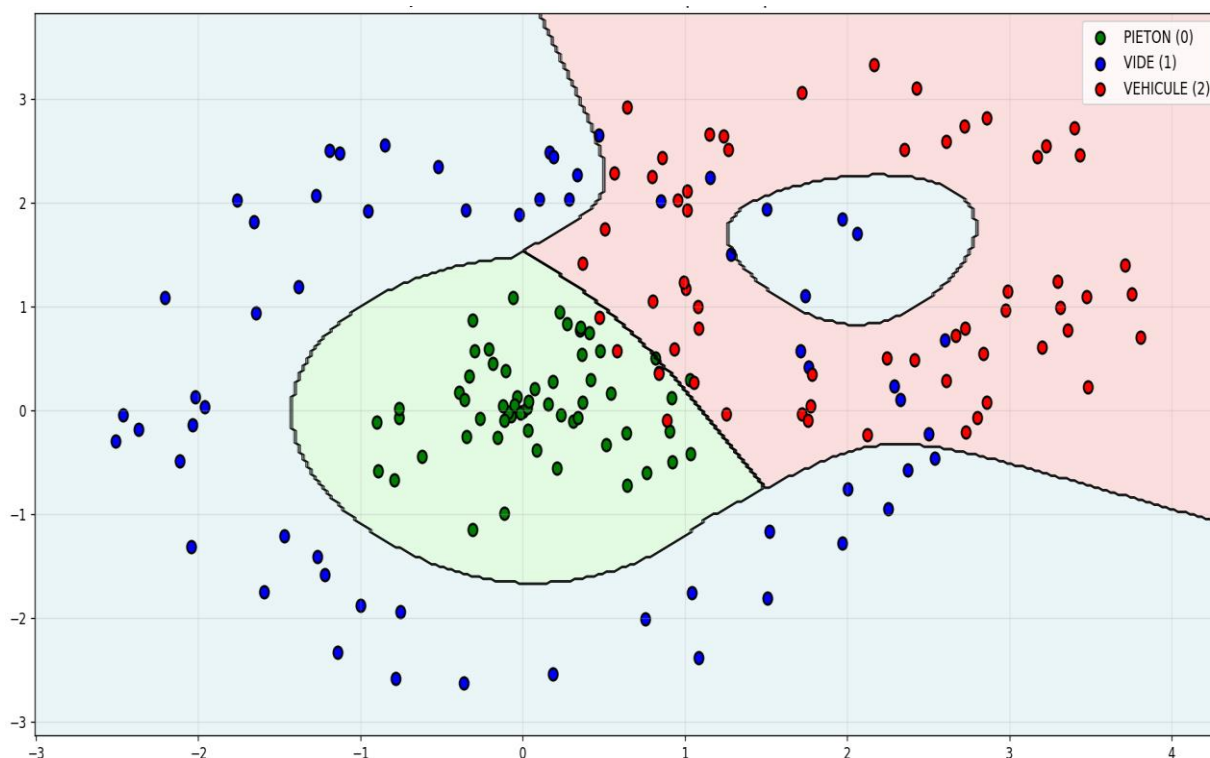


Figure IV. 12 : SVM non linéaire avec noyau RBF pour 3 classes

4.7.2 K-Nearest Neighbors (KNN)

Dans ce projet, nous utilisons l'algorithme K-Nearest Neighbors (KNN) comme méthode de classification supervisée complémentaire. Le principe du KNN repose sur la mesure de la distance entre un échantillon à tester et l'ensemble des données d'apprentissage. L'échantillon est alors attribué à la classe la plus représentée parmi ses k voisins les plus proches.

Principe appliqué au projet :

- Les images sont représentées par des vecteurs de caractéristiques extraits via HOG et LBP.
- La distance euclidienne est calculée entre l'image testée et les échantillons de la base.
- La classe majoritaire parmi les k voisins est assignée (piéton, véhicule ou vide).

La figure ci-dessous illustre les performances du classificateur KNN dans le cadre de notre projet

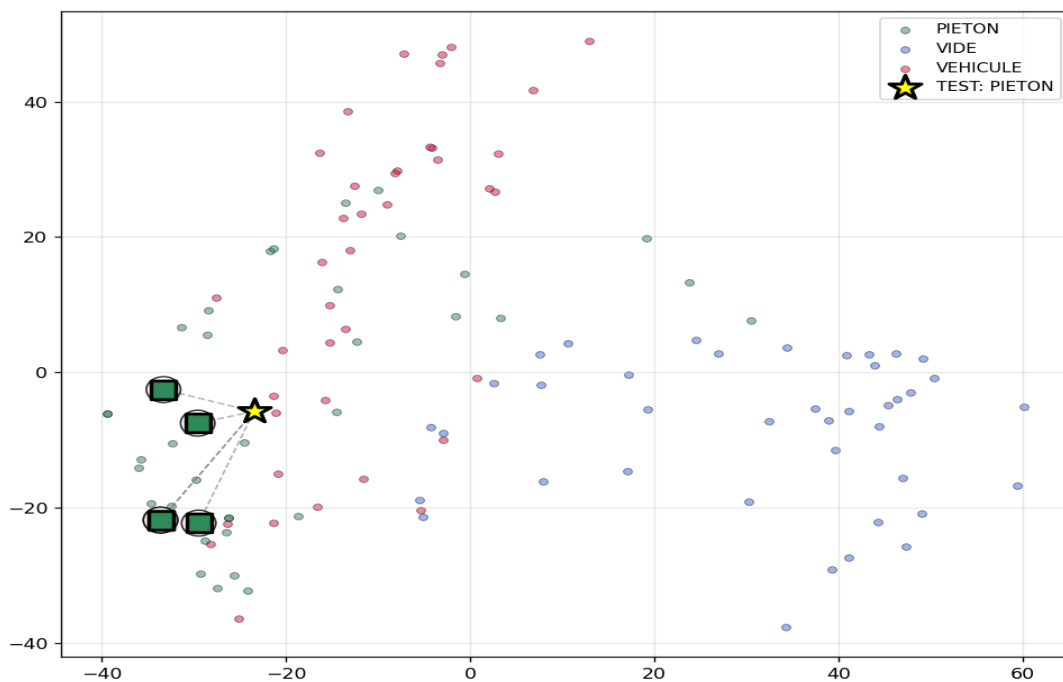


Figure IV. 13 : Illustration du fonctionnement du KNN avec $k = 4$

4.8 Résultats et Discussion

Les calculs et comparaisons qui suivent permettent d'évaluer la qualité des modèles SVM et KNN appliqués à notre projet :

4.8.1 La matrice de confusion

- **CAS 01 Extracteur HOG avec SVM :**

Dans ce cas, les photos de test (20 %) sont classifiées à l'aide de l'extracteur HOG combiné au classificateur SVM.

Piéton	206	6	5
Vide	9	202	6
Véhicule	4	6	207
	Piéton	Vide	Véhicule

Figure IV. 14 : La matrice de confusion HOG + SVM

- **CAS 02 Extracteur HOG avec KNN :**

Dans ce cas, la même démarche que le cas 01 est appliquée, mais en utilisant le KNN pour classifier les photos de test .

Piéton	195	13	9
Vide	15	189	13
Véhicule	9	11	197
	Piéton	Vide	Véhicule

Figure IV. 15 : La matrice de confusion HOG + KNN

- **CAS 03 Extracteur LBP avec SVM :**

Dans ce cas, nous utilisons le descripteur LBP en combinaison avec le classificateur SVM afin de classifier les photos de test.

Piéton	158	35	24
Vide	38	145	34
Véhicule	28	32	157
	Piéton	Vide	Véhicule

Figure IV. 16 : La matrice de confusion LBP + SVM

- **CAS 04 Extracteur LBP avec KNN :**

Dans ce cas, la même démarche que le cas 03 est appliquée, mais en utilisant le KNN pour classifier les photos de test .

Piéton	150	40	27
Vide	45	135	37
Véhicule	35	40	142
	Piéton	Vide	Véhicule

Figure IV. 17 : La matrice de confusion LBP + KNN

4.8.2 Performance de classification

L'évaluation des performances de classification repose sur plusieurs indicateurs :

Tableau IV. 2 : Résultats comparatifs des métriques

Extracteur	Classification	Évaluation (%)			
		Taux de classification (Accuracy)	Spécificité (Specificity)	Sensibilité (Sensitivity)	Précision (Precision)
HOG	SVM	96.10 %	97.23 %	93.90 %	94.47 %
	KNN	91.00 %	92.50 %	88.91 %	89.43 %
LBP	SVM	74.00 %	75.20 %	72.70 %	73.12 %
	KNN	69.00 %	69.80 %	68.70 %	69.15 %

4.8.3 Interprétation des métriques

Les valeurs présentées dans le tableau sont traduites ci-après sous forme graphique, permettant une comparaison visuelle des performances des différentes combinaisons (HOG+SVM, HOG+KNN, LBP+SVM, LBP+KNN)

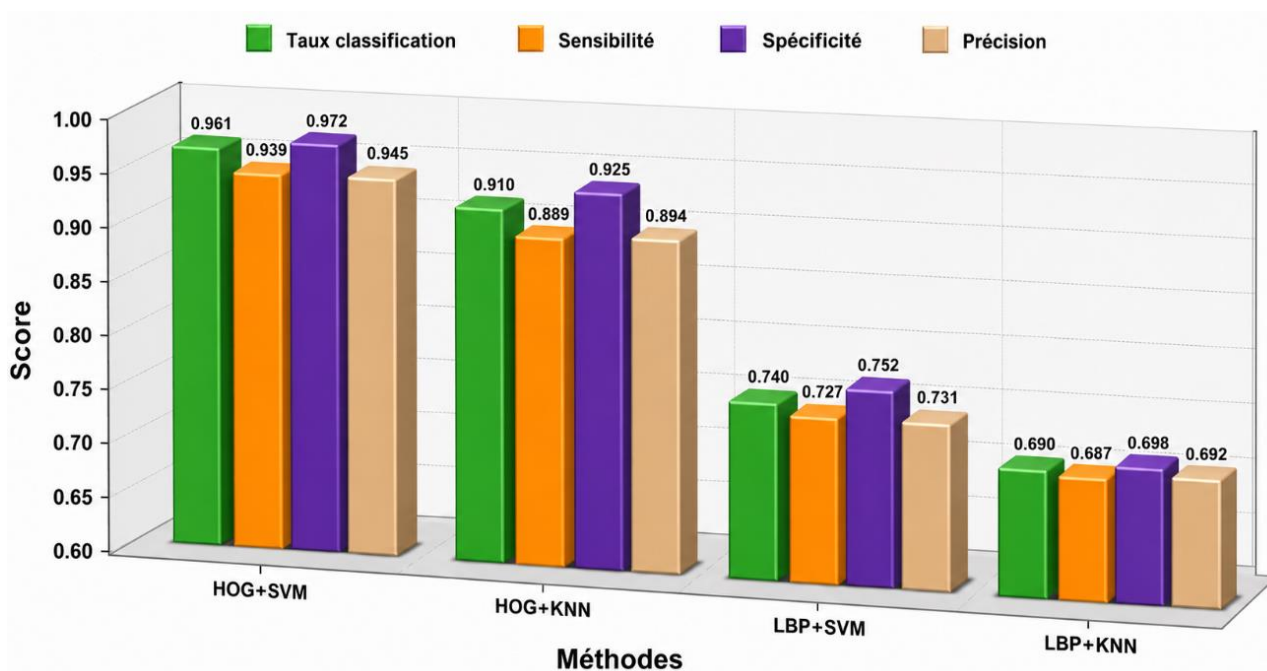


Figure IV. 18 : Comparaison des performances de classification

L'analyse des résultats montre que :

la combinaison **HOG + SVM** offre les meilleures performances globales, avec des scores supérieurs en taux de classification, sensibilité, spécificité et précision.

À l'inverse, les méthodes basées sur LBP présentent des performances plus faibles, en particulier lorsqu'elles sont associées au KNN

4.8.4 Décision finale

Au vu des résultats obtenus, le couple HOG + SVM est retenu comme méthode principale de classification dans notre projet.

- Ce modèle offre une performance globale plus stable, avec un compromis équilibré entre sensibilité, précision. Cette homogénéité garantit une détection fiable des différentes classes (piéton, véhicule, vide) dans un contexte urbain réel.
- Le KNN, bien qu'efficace en termes de spécificité (réduction des faux positifs), demeure plus sensible aux variations de données et présente une cohérence moindre dans ses performances.

Ainsi, le choix du HOG + SVM s'impose comme la solution la plus pertinente pour assurer une classification robuste et cohérente, répondant aux exigences d'un système d'éclairage public intelligent. Le KNN est conservé comme approche complémentaire, servant de référence comparative et de validation secondaire des résultats.

4.9 Implémentation du model sur Raspberry Pi

Après validation des performances du modèle classification retenu HOG+SVM, celui-ci est déployé sur une plateforme embarquée Raspberry Pi 5. Le système doit permettre l'acquisition et le traitement en temps réel des images capturées par une caméra, suivis de la classification automatique de la scène observée. Le résultat de cette classification est ensuite utilisé pour piloter un gradateur de puissance chargé d'ajuster l'intensité lumineuse de l'éclairage selon la situation détectée (présence d'un piéton, d'un véhicule ou absence d'usagers), garantissant ainsi une gestion intelligente et économe de l'énergie électrique. Dans la suite, les différentes étapes nécessaires au déploiement en temps réel de ce système sont détaillées.

4.9.1 Étapes de mise en œuvre du système embarqué en temps réel

Après la phase d'entraînement, de validation et de sélection du modèle de classification le plus performant HOG+SVM, le système est déployé sur une plateforme embarquée Raspberry Pi 5 afin d'assurer le fonctionnement en temps réel. Le processus global se déroule selon les étapes suivantes :

1. Installation et configuration de la plateforme Raspberry Pi 5 :

- Installation du système d'exploitation Raspberry Pi OS.
- Configuration des bibliothèques nécessaires au traitement d'images et à l'apprentissage automatique (OpenCV, NumPy, Scikit-Learn, Joblib, etc.).
- Configuration des interfaces d'entrée/sortie (GPIO) pour la commande du système d'éclairage.

2. Connexion et paramétrage de la caméra :

- Raccordement de la caméra au Raspberry Pi.
- Réglage des paramètres d'acquisition (résolution, fréquence d'images, luminosité, exposition).
- Vérification de la qualité des images capturées en temps réel.

3. Acquisition des images :

- On a utilisé des images acquises précédemment des trois classes à savoir (piéton, voiture et route vide).

4. Prétraitement des images :

- Conversion éventuelle en niveaux de gris.
- Redimensionnement des images à la taille utilisée lors de l'entraînement du modèle.
- Application des traitements nécessaires pour améliorer la qualité des données d'entrée.

5. Extraction des caractéristiques HOG :

- Calcul des descripteurs Histogram of Oriented Gradients (HOG) à partir de chaque image capturée.
- Génération du vecteur de caractéristiques représentant le contenu visuel de la scène.

6. Classification de la scène :

- Chargement du modèle préalablement entraîné SVM.
- Classification automatique de l'image en temps réel.
- Identification de la classe correspondante (piéton, véhicule ou absence d'utilisateur).

7. Prise de décision :

- Interprétation du résultat de classification.
- Détermination du niveau d'éclairage approprié en fonction de la classe détectée.

8. Commande du gradateur de puissance :

À partir du résultat fourni par le classificateur, le Raspberry Pi 5 détermine automatiquement le niveau d'éclairage requis. Il génère alors un signal PWM (Pulse Width Modulation) via l'une de ses sorties GPIO. Ce signal est transmis au gradateur de puissance afin de contrôler la puissance électrique fournie à la lampe. En faisant varier le rapport cyclique du signal PWM selon la classe détectée par le modèle de classification (présence d'un piéton, d'un véhicule ou absence d'utilisateurs), le gradateur ajuste l'intensité lumineuse de manière continue. Cette approche permet d'assurer un éclairage adaptatif tout en optimisant la consommation d'énergie électrique.

4.9.2 Génération du signal PWM pour la commande de l'éclairage

Le Raspberry Pi 5 constitue l'unité centrale de commande du système d'éclairage intelligent. Il assure la régulation de l'intensité lumineuse en générant des signaux PWM (Pulse Width Modulation), permettant ainsi d'adapter l'éclairage en fonction de la situation détectée par le système de vision.

La modulation de largeur d'impulsion (PWM) repose sur la génération d'un signal périodique dont le rapport cyclique détermine la valeur moyenne de la tension appliquée à la charge. [32]

En faisant varier ce rapport cyclique, il est possible de contrôler efficacement la puissance délivrée à la lampe et, par conséquent, son niveau d'éclairement.

La tension moyenne appliquée à la charge est donnée par la relation suivante :

$$V_{moy} = D \times V_{alim}$$

Où :

- V_{moy} : tension moyenne appliquée à la charge.
- D : rapport cyclique du signal PWM.
- V_{alim} : tension d'alimentation.

Dans l'application développée, le rapport cyclique est ajusté automatiquement selon la classe identifiée par le modèle de classification :

- **Scène vide** : rapport cyclique de 20 %, correspondant à une faible intensité lumineuse afin de réduire la consommation d'énergie.
- **Présence d'un piéton** : rapport cyclique de 60 %, assurant un niveau d'éclairage intermédiaire adapté à la circulation des usagers.
- **Présence d'un véhicule** : rapport cyclique de 100 %, fournissant l'intensité lumineuse maximale pour garantir une visibilité optimale.

Le Raspberry Pi 5 dispose de plusieurs broches GPIO capables de générer des signaux PWM matériels, particulièrement adaptées aux applications de commande en temps réel. Les principales broches utilisables sont :

- GPIO12 (broche physique 32) → PWM0.
- GPIO13 (broche physique 33) → PWM1.
- GPIO18 (broche physique 12) → PWM0.
- GPIO19 (broche physique 35) → PWM1.

Le signal PWM généré par l'une de ces broches est transmis au gradateur de puissance, qui ajuste l'énergie fournie au système d'éclairage. Cette solution permet d'obtenir une commande flexible, réactive et économe en énergie, parfaitement adaptée aux exigences d'un système d'éclairage intelligent en temps réel.

Ces différentes étapes permettent de réaliser un système d'éclairage intelligent capable d'adapter automatiquement son niveau lumineux en fonction des informations extraites des images acquises en temps réel, contribuant ainsi à l'amélioration de l'efficacité énergétique et de la sécurité des usagers.

4.10 Description du montage du gradateur

Afin de réaliser la commande de l'éclairage intelligent, un gradateur de puissance a été conçu pour permettre la modulation de l'intensité lumineuse du voyant en fonction du signal PWM généré par le Raspberry Pi 5.

Ce montage assure l'adaptation des niveaux de tension ainsi que la commutation de la charge de puissance, garantissant un fonctionnement fiable et sécurisé du système (figure ci-dessous).

Les principaux éléments constituant ce montage sont les suivants :

- **Transistor bipolaire 2N2222A** : joue le rôle d'étage d'adaptation et d'amplification du signal issu des sorties GPIO du Raspberry Pi, afin de piloter correctement l'étage de puissance.
- **MOSFET IRFZ46N** : utilisé comme transistor de puissance, il assure la commutation de la charge et permet de contrôler la puissance délivrée au voyant lumineux.
- **Résistances de protection et de polarisation :**
 - Une résistance de **150 Ω** limitant le courant de base du transistor 2N2222A.
 - Une résistance de **2,2 k Ω** assurant la polarisation et l'adaptation du signal de commande.
 - Une résistance de **11 k Ω** servant de résistance de rappel (pull-down) afin de stabiliser la grille du MOSFET et éviter les déclenchements parasites.
- **Alimentation continue 12 V** : dédiée à l'alimentation de l'étage de commande du MOSFET.
- **Alimentation continue 24 V** : utilisée pour alimenter la charge lumineuse (LED en simulation).

Montage et câblage :

La figure ci-dessous illustre le circuit du gradateur de puissance dans notre projet

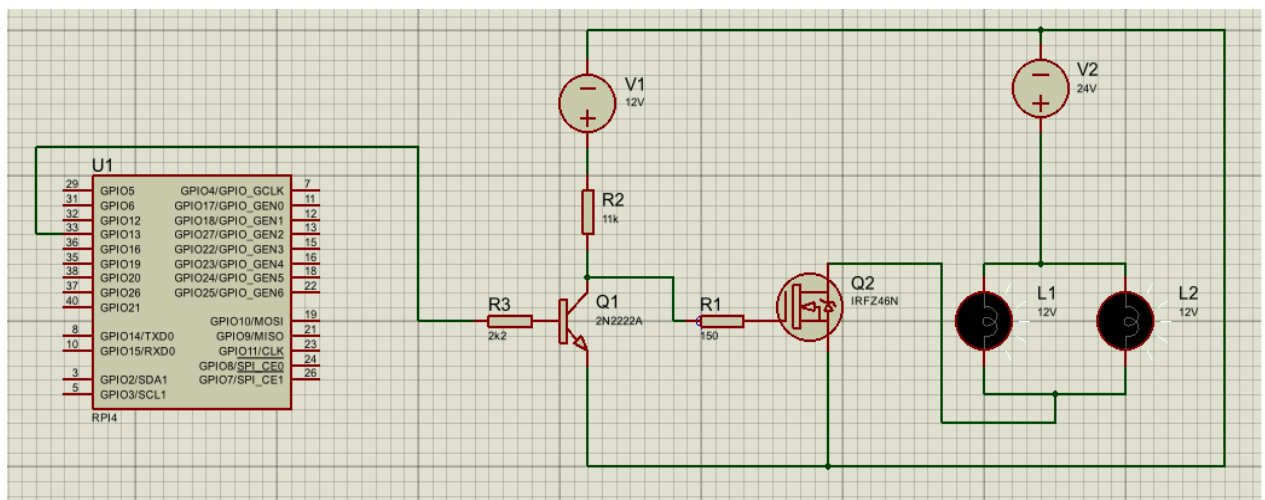


Figure IV. 19 : Montage et câblage sous Proteus

4.11 Discussion et limites

4.11.1 Analyse des performances

Le système de gradation basé sur le PWM du Raspberry Pi 5 et la commutation par le MOSFET IRFZ46N a montré une efficacité satisfaisante dans la régulation de l'intensité lumineuse des LED 24 V.

- La simulation sous Proteus confirme la variation progressive de la luminosité selon le rapport cyclique (20 %, 60 %, 100 %).
- Les tests pratiques démontrent une bonne réactivité du système et une consommation énergétique maîtrisée.
- Le voyant lumineux 24 V permet une validation visuelle immédiate du fonctionnement du gradateur.

4.11.2 Contraintes techniques

- **Ressources matérielles** : la mémoire et la puissance de calcul peuvent devenir insuffisantes pour des applications plus complexes (multi-objets).
- **Alimentations séparées** : l'utilisation de trois sources distinctes (5 V pour le Raspberry Pi, 12 V pour le MOSFET, 24 V pour les LED) complexifie le câblage et augmente le risque d'erreurs de connexion.
- **Dissipation thermique** : le MOSFET, en régime de forte charge, peut générer une chaleur importante nécessitant un refroidissement adapté.

4.11.3 Perspectives

- **Optimisation énergétique** : intégrer des algorithmes de régulation adaptative pour réduire la consommation électrique, avec l'appui de **panneaux solaires** pour une alimentation durable.
- **Amélioration logicielle** : migration vers des modèles plus performants (CNN légers) pour la détection en temps réel.
- **Élargissement de la base de données** : inclure de nouvelles classes telles que vélos, animaux, groupes de personnes, afin d'améliorer la capacité de détection et la pertinence du système en milieu urbain.
- **Caméra infrarouge** : intégrer une caméra IR pour assurer la détection dans des conditions de faible luminosité ou de nuit, renforçant ainsi la fiabilité du système.

4.12 Réalisation pratique du système

Les figures suivantes montrent le prototype du système d'éclairage intelligent réalisé en laboratoire.

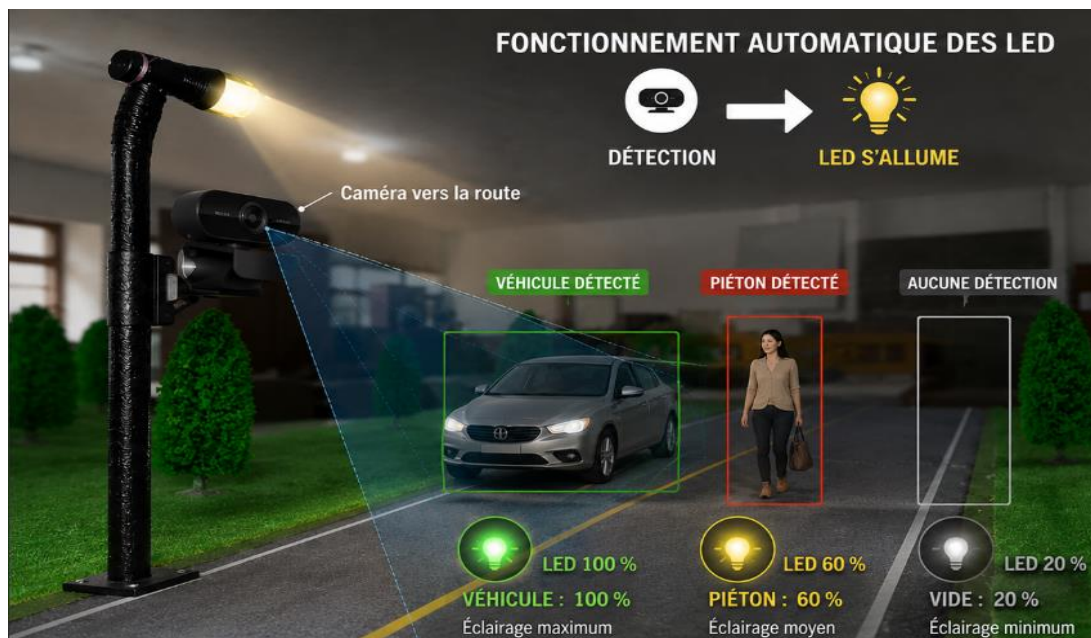


Figure IV. 20 : Prototype du système d'éclairage intelligent

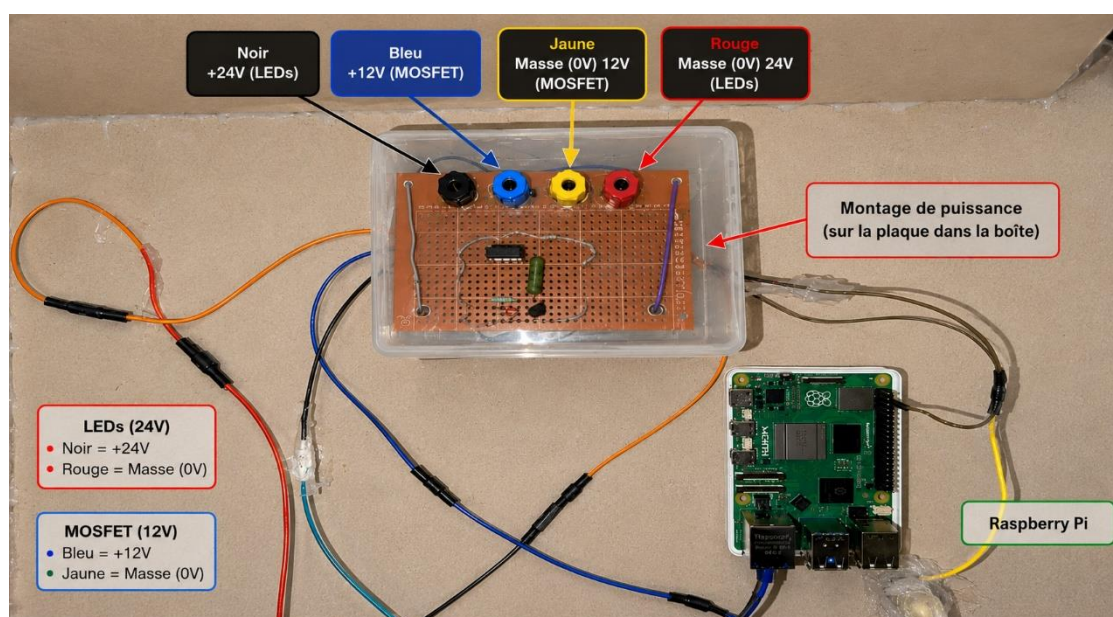


Figure IV. 21 : Circuit électronique de commande

4.13 Conclusion

La mise en œuvre pratique et les expérimentations réalisées ont confirmé la validité du système d'éclairage public intelligent conçu. Les résultats obtenus montrent que l'intensité lumineuse peut être ajustée automatiquement selon la scène détectée (vide, piéton, véhicule), grâce au couplage du descripteur HOG et du classificateur SVM, ainsi qu'à la commande par PWM du Raspberry Pi.

Cette régulation adaptative a permis d'atteindre l'objectif fondamental du projet : réduire la consommation d'énergie tout en garantissant la sécurité et le confort visuel dans l'espace public.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce mémoire avait pour objectif de concevoir et de tester un prototype de système d'éclairage public intelligent reposant sur la vision par ordinateur et l'intelligence artificielle. L'approche développée s'appuie sur l'utilisation des descripteurs HOG et LBP, associés aux classificateurs SVM et KNN, afin de reconnaître en temps réel les scènes urbaines (piétons, véhicules, zones vides) et d'adapter dynamiquement l'intensité lumineuse. L'intégration matérielle via Raspberry Pi et caméra a permis de démontrer la faisabilité d'une solution pratique, orientée vers une application réelle.

Les expérimentations ont confirmé que le couple **HOG + SVM** constitue la combinaison la plus robuste et équilibrée, offrant une performance stable et un compromis satisfaisant entre sensibilité et précision. Le **KNN**, bien qu'efficace pour certaines textures locales, s'est révélé plus sensible aux variations de données et moins homogène, ce qui limite son usage dans un contexte opérationnel.

Ainsi, les principales interrogations posées en introduction trouvent leurs réponses :

- L'intelligence artificielle permet une optimisation énergétique tangible grâce à une gestion adaptative de l'éclairage.
- Les descripteurs HOG associés au SVM offrent les meilleures performances pour la détection en temps réel.
- La robustesse et la stabilité du système reposent sur l'utilisation du SVM, contrairement au KNN plus instable.
- L'architecture matérielle et logicielle proposée (Raspberry Pi, caméra, gradateur et LED) est pertinente pour un déploiement pratique et fiable.

En définitive, l'objectif fixé par ce travail est atteint : proposer une solution innovante qui contribue à la réduction de la consommation énergétique et à l'amélioration de la qualité de vie urbaine. Ce projet s'inscrit dans la dynamique des villes intelligentes et durables, et ouvre la voie à des perspectives futures telles que l'intégration de réseaux de capteurs IoT, l'optimisation des algorithmes de classification et l'extension du système à une échelle urbaine plus large.

ANNEXES

1. Composants électroniques utilisés :

A. Transistor bipolaire NPN 2N2222A :

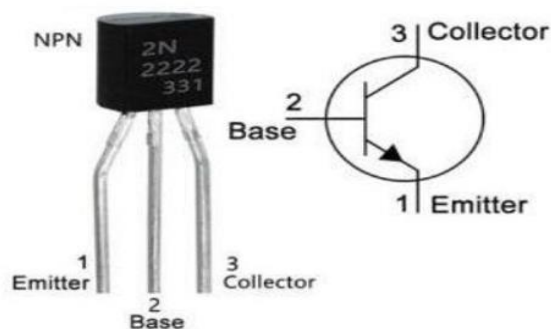


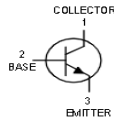
FIGURE A. 1 : Transistor bipolaire 2N2222A

MOTOROLA
SEMICONDUCTOR TECHNICAL DATA

Order this document
by P2N2222A/D

Amplifier Transistors NPN Silicon

P2N2222A



CASE 29-04, STYLE 17
TO-18 (TO-226AA)

MAXIMUM RATINGS

Rating	Symbol	Value	Unit
Collector-Emitter Voltage	V_{CE0}	40	Vdc
Collector-Base Voltage	V_{CBO}	75	Vdc
Emitter-Base Voltage	V_{EBO}	6.0	Vdc
Collector Current — Continuous	I_C	600	mA dc
Total Device Dissipation @ $T_A = 25^\circ\text{C}$ Derate above 25°C	P_D	625 5.0	mW mW/°C
Total Device Dissipation @ $T_C = 25^\circ\text{C}$ Derate above 25°C	P_D	1.5 12	Watts mW/°C
Operating and Storage Junction Temperature Range	T_J, T_{stg}	-55 to +150	°C

THERMAL CHARACTERISTICS

Characteristic	Symbol	Max	Unit
Thermal Resistance, Junction to Ambient	$R_{\theta JA}$	200	°C/W
Thermal Resistance, Junction to Case	$R_{\theta JC}$	83.3	°C/W

ELECTRICAL CHARACTERISTICS ($T_A = 25^\circ\text{C}$ unless otherwise noted)

Characteristic	Symbol	Min	Max	Unit
OFF CHARACTERISTICS				
Collector-Emitter Breakdown Voltage ($I_C = 10\text{ mA dc}$, $I_B = 0$)	$V_{(BR)CEO}$	40	—	Vdc
Collector-Base Breakdown Voltage ($I_C = 10\text{ mA dc}$, $I_E = 0$)	$V_{(BR)CBO}$	75	—	Vdc
Emitter-Base Breakdown Voltage ($I_E = 10\text{ mA dc}$, $I_C = 0$)	$V_{(BR)EBO}$	6.0	—	Vdc
Collector Cutoff Current ($V_{CE} = 60\text{ Vdc}$, $V_{EB(0.9)} = 3.0\text{ Vdc}$)	I_{CEX}	—	10	nA dc
Collector Cutoff Current ($V_{CB} = 60\text{ Vdc}$, $I_E = 0$) ($V_{CB} = 60\text{ Vdc}$, $I_E = 0$, $T_A = 150^\circ\text{C}$)	I_{CBO}	—	0.01 10	μA dc nA dc
Emitter Cutoff Current ($V_{EB} = 3.0\text{ Vdc}$, $I_C = 0$)	I_{EBO}	—	10	nA dc
Collector Cutoff Current ($V_{CE} = 10\text{ V}$)	I_{CEO}	—	10	nA dc
Base Cutoff Current ($V_{CE} = 60\text{ Vdc}$, $V_{EB(0.9)} = 3.0\text{ Vdc}$)	I_{BEX}	—	20	nA dc

FIGURE A. 4 : Extrait de la datasheet du MOSFET IRFZ46N

B. MOSFET IRFZ46N :

isc N-Channel MOSFET Transistor

IRFZ46N, IIRFZ46N

• FEATURES

- Static drain-source on-resistance:
 $R_{DS(on)} \leq 16.5 \text{ m}\Omega$
- Enhancement mode
- Fast Switching Speed
- 100% avalanche tested
- Minimum Lot-to-Lot variations for robust device performance and reliable operation

• DESCRIPTION

- reliable device for use in a wide variety of applications

• ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS($T_a=25^\circ\text{C}$)

SYMBOL	PARAMETER	VALUE	UNIT
V_{DS}	Drain-Source Voltage	55	V
V_{GS}	Gate-Source Voltage	± 20	V
I_D	Drain Current-Continuous	53	A
I_{DM}	Drain Current-Single Pulsed	180	A
P_D	Total Dissipation @ $T_c=25^\circ\text{C}$	107	W
T_j	Max. Operating Junction Temperature	175	$^\circ\text{C}$
T_{stg}	Storage Temperature	-55~175	$^\circ\text{C}$

• THERMAL CHARACTERISTICS

SYMBOL	PARAMETER	MAX	UNIT
$R_{th(ch-c)}$	Channel-to-case thermal resistance	1.4	$^\circ\text{C/W}$
$R_{th(ch-a)}$	Channel-to-ambient thermal resistance	62	$^\circ\text{C/W}$

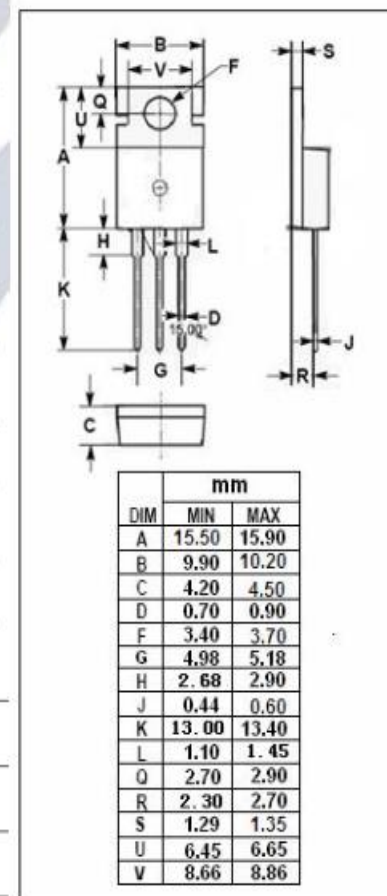
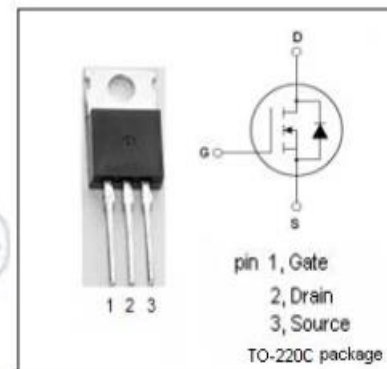


FIGURE A. 5 : Extrait de la datasheet du MOSFET IRFZ46N

2. Bibliothèques Python utilisées :

A. Bibliothèques de calcul et manipulation de données

- **NumPy** : manipulation des tableaux et calcul numérique (matrices, opérations mathématiques).
- **Pandas** : gestion et analyse de données tabulaires (DataFrames).
- **Joblib** : sauvegarde et chargement efficace des modèles de Machine Learning.

B. Bibliothèques de visualisation

- **Matplotlib** : génération de graphiques scientifiques et techniques.
- **Seaborn** : visualisation statistique avancée, complémentaire à Matplotlib.

Bibliothèques de traitement d'images et vision par ordinateur

- **OpenCV-Python** : traitement d'images et vision par ordinateur (détection, filtrage, analyse).
- **Scikit-image** : extraction et exploitation des descripteurs HOG et LBP.
- **Pillow** : manipulation d'images (conversion, redimensionnement, filtres).

C. Bibliothèques de Machine Learning

- **Scikit-learn** : implémentation des algorithmes de classification (SVM, KNN, etc.) et évaluation des modèles.

D. Bibliothèques spécifiques au Raspberry Pi

- **RPi.GPIO** : contrôle des broches GPIO du Raspberry Pi.
- **Picamera2** : gestion de la caméra du Raspberry Pi pour la capture d'images en temps réel.

3. Les étapes de programmation :

1. IMPORTATION : cv2, numpy, sklearn...
2. CONFIGURATION HOG : 128×128, 8×8, 9 bins (8100 features)
3. PRÉTRAITEMENT : gris → 128×128 → égalisation → flou 3×3
4. EXTRACTION HOG : hog.compute().flatten()
5. CHARGEMENT : 3 classes × 1085 images (3255 total)
6. DIVISION : train_test_split (80% train, 20% test)
7. NORMALISATION : StandardScaler (moyenne=0, $\sigma=1$)
8. SVM : kernel="rbf", C=10, gamma="scale"
9. PRÉDICTION : svm.predict(X_test)
10. ÉVALUATION : Accuracy, Précision, Rappel

FIGURE A. 6. Les étapes de programmation du système

2. Estimation du coût du projet :

ÉLÉMENT	Prix (DA)
Raspberry Pi 5	30 000
Carte microSD	1 000
Câble HDMI	900
MOSFET IRFZ46N	150
Résistances	250
Alimentation Raspberry Pi	3 000
Prototype	2 000
Caméra USB	5 500
Pistolet à colle	2 000
TOTAL :	47 500

Bibliographie

- [1] R. Narobi, La lumière urbaine: éclairer les espaces publics, L. moniteur, Éd., 1995, p. 263.
- [2] «Lixero,» lixero, [En ligne]. Available: .www.lixero.eu.
- [3] A. M. Zimmerman, Artist, [Art]. Pinterest.
- [4] L. Rosina, Artist, [Art]. iStock By Getty image, 2019.
- [5] G. Lanz, Artist, Eclairage au gaz. [Art]. 2008.
- [6] «Lafree campagne,» [En ligne]. Available: www.lafeecampagne.fr.
- [7] Michał Cichosz, «Luminaire de rue LED moderne,» 2025.
- [8] [Art].
- [9] territoireconnecte, 20 janvier 2024. [En ligne]. Available: <https://territoireconnecte.fr/eclairage-public-intelligent-smart-cities-pilotage-eclairage-public>. [Accès le 2024].
- [10] M. Noga, Artist, [Art]. 2018.
- [11] «Éclairage public,» eenergie, 2024.
- [12] Éclairage routier. [Art]. 2021.
- [13] A. Juja, Artist, [Art]. 2025.
- [14] Éclairage des parcs et des jardins. [Art]. 2022.
- [15] T. Gong, «Éclairage Piéton – Utilisation De Lampadaires Pour Éclairer Les Passages Piétons».
- [16] «Éclairage des gares et stations».
- [17] B. S. MOUNIR LAHEG, «Etude et réalisation d'un luminaire public intelligent,» Mostaganem, 2024.
- [18] «aventech,» [En ligne]. Available: www.aventech-e.com.
- [19] D. Wernisch, «les normes internationales d'éclairage .».
- [20] S. FORTIER-BEAULIEU, «citylone,» [En ligne]. Available: www.citylone.com.
- [21] «Histogramme de dégradés orientés,» LEARN STATISTICS.

- [22] O. Y. Aziz Ilyas Ozturk, «A comparative analysis of HOG and LBP feature extraction techniques in AdaBoost for image recognition,» Turkiye , 2025.
- [23] Haydar Ali Ismail, «SVM,» 2017.
- [24] R. singh, «Machines à vecteurs de support (SVM),» 2024.
- [25] A. Negi, «Guide de brochage GPIO Raspberry Pi 5,» eTechnophiles.
- [26] «Todocajas».
- [27] Sparkfun, «Raspberry Pi -SD Card».
- [28] A. Alekseyeva.
- [29] Voyant lumineux, berline: elektrofachmarkt online.
- [30] T. Dallal, «Histograms of Oriented Gradients for Human Detection,» Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2005.
- [31] P. H. Ojala, A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions, 1996, pp. 51-59.
- [32] «Pulse Width Modulation (PWM),» 20 07 2025. [En ligne]. Available: www.geeksforgeeks.org.