

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE MOHAMED SEDDIK BENYAHIA -JIJEL-

FACULTE DU SCIENCE & TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



FILIERE : ELECTRONIQUE  
OPTION : ELECTRONIQUE DES  
SYSTEMES EMBRAQUES

**Mémoire présenté pour l'obtention  
Du diplôme de Master Académique**

**Intitulé**

**SYSTEME DE RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE  
DES PLAQUES D'IMMATRICULATION EN  
UTILISANT L'APPRENTISSAGE ARTIFICIEL**

**Présenté Par :**

BOUMIMEZ Aissam

DJIDJELI Mohammed

**Encadré par :**

Mme. BOUATMANE Sabrina

**Année universitaire : 2020 /2021**

# *Remerciements*

*Avant tout on remercie le Dieu tout puissant pour sa générosité de nous donner la santé, la volonté et*

*La patience tout au long de la vie*

*Ensuite, nous adressons nos sincères remerciements à*

*nos enseignants ; sans oublier aussi leurs conseils permanents, leur orientation efficace et leur grande*

*patience.*

*On tient à exprimer notre profonde gratitude aux*

*membres de jury.*

*Nous remercions avec sincérité toutes les personnes*

*qui ont contribué de près ou de loi à la réalisation*

*ce travail.*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail à mes chers parents  
que je les remercie pour leurs aides et leur  
patience.*

*A mes sœurs et mes frères à qui je souhaite un  
avenir prospère.*

*A ma famille sans exception.*

*Aussi je dédie ce mémoire :*

*A tous mes enseignants.*

*A tous mes amis proches*

*A toutes les personnes qui m'ont aidé.*

*BOUMIMEZ Aissam*

# *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*A l'homme, qui doit ma vie, ma réussite et tout  
mon respect, qui a donné sa vie pour m'amener ici :*

*Mon cher père Abd Elhakim*

*A la femme qui a souffert sans me laisser souffrir,  
qui n'a jamais dit non à mes exigences et qui n'a  
épargné aucun effort pour me rendre heureux :*

*Mon adorable mère Ourdia*

*A mes chers frères*

*A tous mes enseignants*

*A tous ceux qu'ils m'aiment, ma famille, mes amis,  
mes collègues, pour tous ceux qu'ils portent les sens  
de l'amitié, l'amour la fidélité*

*DJIDJELI Mohammed*

## Résumé

---

De nos jours, les systèmes de reconnaissance automatique de plaques d'immatriculation (RPI) sont largement utilisés dans plusieurs applications. L'approche proposée dans ce travail a été développée afin de reconnaître les plaques d'immatriculation algériennes à partir d'images numériques en utilisant des techniques de traitement d'images et de vision par ordinateur et les méthodes d'apprentissage artificiel.

Ce système contient trois étapes importantes : la détection de la plaque d'immatriculation, la segmentation des caractères et l'identification des chiffres de la plaque. Selon les caractéristiques connues déjà des plaques ; La détection et la segmentation des chiffres sont effectués en exploitant les méthodes de segmentation par seuillage, détection de contour et des opérations morphologiques. Pour l'identification des chiffres, nous avons procédé à l'extraction des caractéristiques des chiffres segmentés et les classer en utilisant la méthode SVM.

Pour tester le système, nous avons créé un ensemble de données d'images de voitures nécessaire à la fois pour l'apprentissage automatique et pour évaluer les performances du système développé. Les résultats obtenus prouvent que dans des conditions bien adaptées, le système est capable de détecter et identifier le matricule d'une voiture avec succès.

**Mots clés** : vision par ordinateur, Localisation, Segmentation, Reconnaissance, Classification, SVM, Plaques d'immatriculation, Open CV.

## Abstract

---

Nowadays, Automatic Number Plate Recognition (ANPR) systems are widely used in several applications. The approach proposed in this work was developed in order to recognize Algerian license plates from digital images using image processing and computer vision techniques and machine learning methods.

This system contains three important steps: the detection of the license plate, the segmentation of characters and identification of the numbers on the plate. According to the already known characteristics of the plates, the detection and segmentation of digits is carried out by exploiting the methods of segmentation by thresholding, edge detection and morphological operations. For the identification of the digits, we proceeded to extract the characteristics of the segmented digits and classify them using the SVM method.

To test the system, we created a dataset of car images needed both for training and to evaluate the performance of the developed system. The results obtained prove that under well-adapted conditions, the system is able to detect and identify the number of a car successfully

**Keywords:** computer vision, Localization, Segmentation, Recognition, Classification, SVM, License plates, Open CV.

## المخلص

في الوقت الحاضر ، تُستخدم أنظمة التعرف التلقائي على لوحة الأرقام على نطاق واسع في العديد من التطبيقات. تم تطوير النهج المقترح في هذا العمل للتعرف على لوحات الترخيص الجزائرية من الصور الرقمية باستخدام تقنيات معالجة الصور ورؤية الكمبيوتر وطرق التعلم الآلي.

يحتوي هذا النظام على ثلاث خطوات مهمة: اكتشاف لوحة الترخيص ، وتجزئة الأحرف ، وتحديد الأرقام الموجودة على اللوحة. وفقًا لخصائص اللوحات المعروفة بالفعل ؛ يتم الكشف عن الأرقام وتجزئتها من خلال استغلال طرق التجزئة عن طريق العتبة وكشف الحواف والعمليات المورفولوجية. لتحديد الأرقام ، شرعنا في استخراج خصائص الأرقام المجزأة وتصنيفها باستخدام طريقة SVM.

لاختبار النظام ، أنشأنا مجموعة بيانات لصور السيارات اللازمة للتعلم الآلي ولتقييم أداء النظام المطور. تثبت النتائج التي تم الحصول عليها أنه في ظل ظروف جيدة التكييف ، يكون النظام قادرًا على اكتشاف وتحديد رقم السيارة بنجاح.

# TABLE DES MATIERES

---

Résumé.....	I
Table des matières.....	III
Liste des figures.....	V
Liste des tableaux.....	VI
Liste des abréviations.....	VII
Introduction générale.....	01

## ***Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images***

I.1. Introduction.....	03
I.2 Acquisition d'une image.....	03
I.3 Définition de l'image.....	03
I.4 Caractéristiques d'une image numérique.....	04
I.5 Le codage des couleurs.....	06
I.5.1 Image noir et blanc (binaire).....	06
I.5.2 Image à niveaux de gris.....	06
I.5.3 Image en couleurs.....	07
I.6 La segmentation.....	10
I.6.1 Définition de la segmentation.....	11
I.6.2 Objectifs de la segmentation.....	11
I.6.3 Le choix d'une technique de segmentation.....	11
I.6.4 Méthode de segmentation.....	12
I.6.5 Segmentation par seuillage.....	12
I.7 La détection des contours.....	14
I.7.1 Objectifs de détection des contours.....	14
I.7.2 Le détecteur de contour Canny.....	15
I.8 La morphologie mathématique.....	18
I.8.2 L'érosion.....	19
I.8.2 La dilatation.....	19
I.8.3 L'ouverture.....	20
I.8.4 La fermeture.....	20
I.8.5 Gradient morphologique.....	20
I.9 Conclusion.....	22

## ***Chapitre II : Apprentissage artificiel pour la reconnaissance des RPI***

II.1 Introduction.....	23
II.2 La reconnaissance d'image.....	23
II.2.1 L'utilisation de la reconnaissance d'image.....	24
II.2.2 Le Fonctionnement de la reconnaissance d'image.....	24

II.3 Reconnaissance automatique de la plaque d'immatriculation.....	25
II.3.1 Capture d'image du véhicule.....	26
II.3.2 Détection de la plaque d'immatriculation.....	26
II.3.3 Segmentation des caractères de la plaque d'immatriculation.....	28
II.3.4 Reconnaissance des caractères.....	30
II.4 L'apprentissage artificielle pour la classification automatique des plaques d'immatriculation.....	31
II.4.1 Définition de la Classification.....	31
II.4.2 Les types de la classification.....	32
II.5 Méthodes de classification.....	33
II.5.1 Les arbres de décision.....	34
II.5.2 Réseaux de neurones : Perceptron multicouche.....	34
II.5.3 Support Vecteur Machine (Machines à Vecteur de Support).....	36
II.5.4 Méthode des k plus proches voisins (k-ppv).....	37
II.6 Evaluation de la classification.....	39
II.6.1 Matrice de confusion.....	39
II.6.2 La caractéristique de performance (ROC).....	41
II.7 Conclusion.....	42

### ***Chapitre III : Tests et résultats***

III.1 Introduction.....	43
III.2 Mise en situation.....	43
III.3 Implémentation.....	49
III.3.1 Localisation.....	50
III.3.2 La segmentation de la plaque en caractère.....	53
III.3.3 Reconnaissance et classification.....	54
III.4 Analyse des résultats et discussions.....	55
III.5 Conclusion .....	61
Conclusion générale .....	
Bibliographie.....	

## LISTE DES FIGURES

---

<b>Figure I.1</b> Les pixels accessibles par leurs coordonnées (x, y), x pour les lignes et .....	4
<b>Figure I.2</b> Image à 1 000 pixels de largeur et 750 pixels de hauteur, pour un total de 750 000 pixels.....	5
<b>Figure I.3</b> Histogramme et palette associés à une image .....	5
<b>Figure I.4</b> Image noir et blanc .....	6
<b>Figure I.5</b> Image en niveau de gris .....	7
<b>Figure I.6</b> Image en couleur .....	7
<b>Figure I.7</b> Illustration du modèle de couleurs RGB .....	8
<b>Figure I.8</b> Exemple d'ajout de couleur rouge, vert et bleu ensemble pour créer d'autres couleurs.....	8
<b>Figure I.9</b> Illustration du modèle de couleurs HSV .....	9
<b>Figure I.10</b> Illustration de l'espace couleurs L*a*b.....	10
<b>Figure I.11</b> (a) : image d'origine, (b) : image segmentée .....	11
<b>Figure I.12</b> Application de la méthode Otsu pour une image niveau de gris. ....	14
<b>Figure I.13</b> Modèles de contours, Le plus utilisé est celui en marche d'escalier. ....	14
<b>Figure I.14</b> (a) : image d'origine, (b) : contour de Robert .....	17
<b>Figure I.15</b> (a) : image d'origine, (b) : contour de Sobel. ....	17
<b>Figure I.16</b> (a) : image binaire, (b) : image érodée.....	19
<b>Figure I.17</b> (a) : image binaire, (b) : image dilatée.....	19
<b>Figure I.18</b> Exemple d'ouvertures avec un élément structurant en croix .....	20
<b>Figure I.19</b> Exemple de fermetures avec un élément structurant horizontal .....	20
<b>Figure I.20</b> (a) : image de niveau de gris, (b) : image en gradient morphologique. ....	21
<b>Figure II.1</b> Système de reconnaissance des images .....	25
<b>Figure II.2</b> Exemple Homme vs Femme .....	25
<b>Figure II.3</b> Système RPI Conventionnel .....	26
<b>Figure II.4</b> Fonctionnement des méthodes de profils de projection .....	29
<b>Figure II.5</b> La classification supervisée vs la classification non supervisée.....	33
<b>Figure II.6</b> Structure générale d'un arbre de décision .....	34
<b>Figure II.7</b> Schéma général des perceptrons multicouches.....	35
<b>Figure II.8</b> Fonctionnement des machines à vecteurs de support .....	37
<b>Figure II.9</b> Méthode de KNN. ....	38
<b>Figure II.10</b> Matrice de confusion de deux classes .....	40
<b>Figure II.11</b> Précision et rappel .....	40
<b>Figure II.12</b> Courbe ROC.....	41
<b>Figure III.1</b> Les étapes de réalisation d'un système RPI.....	44
<b>Figure III.2</b> Composantes de base d'une plaque d'immatriculation algérienne.....	45
<b>Figure III.3</b> Images de la base de données.....	47
<b>Figure III.4</b> Canon Power Shot SX50 HS .....	49
<b>Figure III.5</b> Exemple d'image d'entrée .....	49
<b>Figure III.6</b> Image transformée en niveau de gris .....	50
<b>Figure III.7</b> L'opération blackhat .....	51

<b>Figure III.8</b> Seuillage de l'image pour révéler des régions « claires ».....	51
<b>Figure III.9</b> Calcul de gradient .....	52
<b>Figure III.10</b> Seuillage par la méthode d'Otsu.....	52
<b>Figure III.11</b> Opération morphologiques érosion et dilatation.....	52
<b>Figure III.12</b> Opération « AND » logique sur l'image seuillée, en gardant les régions claires.	53
<b>Figure III.13</b> Plaque d'immatriculation localisée .....	53
<b>Figure III.14</b> Résultats de la segmentation de la PI.....	54
<b>Figure III.15</b> Exemple de division en blocs de différentes tailles.....	55
<b>Figure III.16</b> Création des étiquettes de chaque chiffre .....	56
<b>Figure III.17</b> Chiffres collectés.....	56
<b>Figure III.18</b> Exemples de la reconnaissance d'une PI .....	57
<b>Figure III.19</b> Les taux de classification et le taux d'erreur des chiffres.....	59
<b>Figure III.20</b> Cas d'un matricule de 11 chiffres .....	60
<b>Figure III.21</b> Cas d'un format inconnu dans la base d'apprentissage.....	60

## LISTE DES TABLEAUX

---

<b>Tableau III.1</b> Critères des plaques d'immatriculation Algérienne. ....	45
<b>Tableau III.2</b> Description de la base de données.....	57
<b>Tableau III.3</b> Matrice De Confusion Pour Le Test .....	58
<b>Tableau III.4</b> Le taux d'erreur des différentes classes .....	58

## LISTE DES ABREVIATION

---

**PI** : Plaque d'Immatriculation

**RPI** : Reconnaissance des Plaques d'Immatriculations

**RVB** : espace couleur Rouge, Vert, Bleu

**HSI** : Hue Saturation Intensity

**HSV** : High Saturation Value

**HSL** : Hue Saturation Light

**CMJN** : Cyan Magenta Jaune Noir

**Open CV** : Open Source Computer Vision

**SVM** : Support Vector Machine

**K-PPV** : K-Plus Proches Voisins

**K-NN** : K-Nearest Neighbors

**CCA** : Connected Component Analysis

**PMC** : Perceptron Multi-Couches

**ROC** : Receiver Operating Characteristic

# *Introduction générale*

## ***Introduction générale***

L'information de nos jours prend plusieurs formes. L'information textuelle est la plus répandue certes. Cependant avec l'essor de l'Internet et des outils multimédias, l'information textuelle n'est plus la seule à véhiculer la connaissance. Le son et surtout l'image prennent de plus en plus d'importance. Ne dit-on pas que dans certains cas une image vaut mille textes? Cet état de fait a pour conséquence une nécessité de plus en plus perceptible de développer des outils à même de permettre de traiter l'image [01].

L'utilisation des images numériques, s'est révélée être un outil indispensable pour des applications aussi diverses que la détection d'objet, vidéo surveillance, la compression d'image, l'imagerie médicale, la robotique, l'interaction homme machine, l'analyse de séquences sportives, etc. Ces derniers sont de plus en plus présents dans la vie quotidienne tel que dans les banques, les stations de métro, les aéroports, les centres d'achats, les universités, les applications mobiles, etc.

Les plaques d'immatriculation sont utilisées pour l'identification des véhicules dans tous les pays. La plaque d'immatriculation désigne une voiture d'une manière unique, et son image représente une information importante pour identifier son propriétaire. En effet, Les véhicules s'identifient manuellement ou automatiquement. L'identification automatique de véhicule est une technique de traitement d'image permettant d'identifier les véhicules à l'aide de leurs plaques d'immatriculation.

Les systèmes d'identification automatique des véhicules sont utilisés pour contrôler efficacement la circulation et l'application de sécurité telles que le contrôle d'accès aux zones restreintes et le suivi des véhicules recherchés

Ces dernières années, elle est devenue de plus en plus importante en raison de trois facteurs principaux : le nombre croissant de voitures sur les routes, le développement rapide des techniques de traitement d'images et la grande quantité d'applications réelles que peuvent être offertes par cette technologie.

Cependant, le développement de systèmes ANPR n'est pas une tâche facile, car il fait face à de nombreux problèmes en raison des variations environnementales et des plaques d'immatriculation telle que l'éclairage ou l'arrière-plan variables. En effet, un éclairage variable peut dégrader la qualité de l'image de la voiture et les motifs d'arrière-plan ajoutent une difficulté supplémentaire au processus de localisation de la plaque d'immatriculation. En

plus l'emplacement, la quantité, la taille, la police, la couleur ou l'inclinaison des plaques d'immatriculation constituent des facteurs très difficiles dans le développement d'un système ANPR efficace.

Le but de notre travail est de développer un système qui sera capable de faire la détection et la reconnaissance d'une plaque d'immatriculation à partir d'une image en exploitant les différentes techniques de traitement d'images et d'apprentissage artificiel.

Ce mémoire est organisé suivant une structure définie en trois chapitres, qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail :

Le chapitre I : entame les généralités et les principes d'analyse des images que nous avons utilisées dans le travail (la détection des contours, la segmentation, opérations morphologiques ...).

Le chapitre II : ce chapitre donne une étude sur les étapes nécessaires pour réaliser système de reconnaissance de matricule avec plus de détails sur l'apprentissage artificiel et les différents algorithmes les plus couramment utilisés lors de la reconnaissance des chiffres.

Le chapitre III : décrit en détail la méthodologie mise en œuvre pour développer l'application RPI et les résultats obtenus avec une évaluation et discussion des résultats.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale et des perspectives.

# *Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images*

## I.1 Introduction

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. Nous avons désigné par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations. Dans ce chapitre, nous abordons les notions de base nécessaires à la compréhension des techniques de traitement d'images. Ensuite, nous allons donner un aperçu sur les différentes techniques connues dans ce domaine.

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

Généralement un système de traitement numérique d'images est composé de quatre parties essentielles :

- A. Acquisition de l'image
- B. Prétraitement
- C. Segmentation
- D. Interprétation

## I.2 Acquisition d'une image

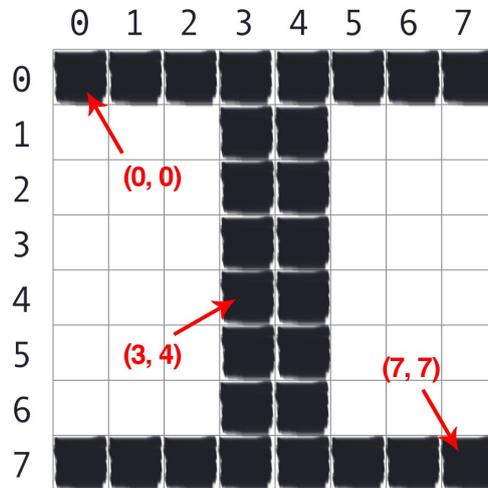
L'acquisition d'images constitue un des opérations essentielles de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales :

- Les caméras numériques,
- Les scanners.

## I.3 Définition de l'image

Une image est une représentation plane d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel (figure I.1). Son élaboration résulte de la volonté de

proposer une entité observable par l'œil humain. Ceci explique d'une part son aspect planaire et d'autre part le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image soit transcrite en niveau de gris ou en couleur [02].



**Figure I.1 :** Les pixels accessibles par leurs coordonnées  $(x, y)$ ,  $x$  pour les lignes et  $y$  pour les colonnes.

#### I.4 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants:

- **Dimension**

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image (voir figure I.1) [03].

- **Résolution**

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur; plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution (figure I.2).

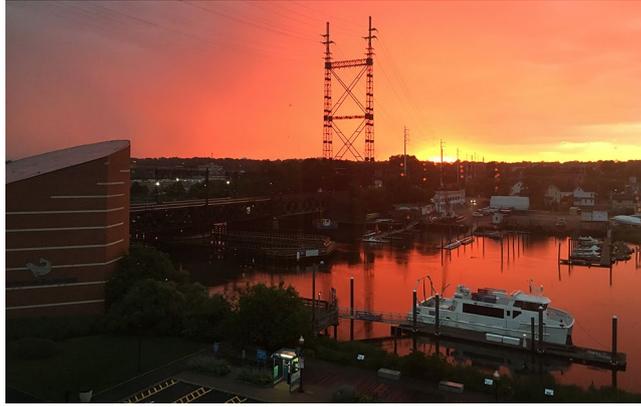


Figure I.2 : Image à 1 000 pixels de largeur et 750 pixels de hauteur, pour un total de 750 000 pixels.

- **Bruit**

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [04].

- **Histogramme**

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans le cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant.

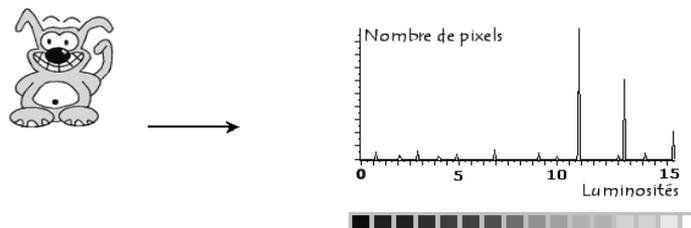


Figure I.3 : Histogramme et palette associés à une image.

## I.5 Le codage des couleurs

D'une manière générale, une image apparaît comme une matrice où chaque case qui contient des nombres associés à une couleur. Usuellement on distingue trois grands types de couleurs pour une image numérique :

- Le noir et blanc (binaire)
- Le niveau de gris
- La couleur

### I.5.1 Image noir et blanc (binaire)

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont les éléments valent 0 ou 1. Lorsque l'on visualise une telle image, les zéros sont représentés par des noirs et les uns par des blancs [05], comme illustré la figure suivant :



Figure I.4 : Image noir et blanc.

### I.5.2 Images à niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.



**Figure I.5 :** Image en niveau de gris

### I.5.3 Images en couleurs

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités.

En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs, ...) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.). La figure (I.6) Montre une image en couleurs.



**Figure I.6 :** Image en couleur

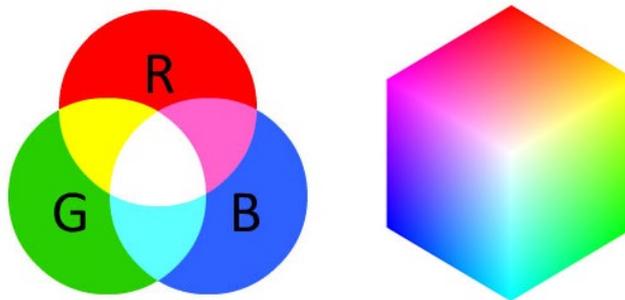
Il existe des nombreux modèles de couleurs populaires utilisés pour décrire une couleur, tels que RVB, CMJN, HSV, HSL, etc.

Le modèle de couleur RVB est le plus couramment utilisé dans les langages de programmation.

- **Modèle de couleur RVB**

Dans le modèle de couleur RVB, n'importe quelle couleur peut être générée en mélangeant 3 couleurs primaires, à savoir, le rouge, le vert et le bleu (figure I.7).

Dans ce modèle, une couleur peut être décrite en spécifiant un groupe de 3 valeurs numériques (généralement allant de 0 à 255), Chacun spécifiant l'intensité des couleurs rouge, verte et bleue présentes dans une couleur donnée. Ces 3 couleurs sont également parfois appelées «canaux» ou «bandes».



**Figure I.7 :** Illustration du modèle de couleurs RGB.

Dans la pratique, nous représentons une couleur sous la forme d'un tuple de 3 valeurs, correspondant au rouge, au vert, et les intensités bleues, dans cet ordre (sauf indication contraire). Les nombres de cette représentation, compris entre 0 et 255, sont représentés en codage décimal (base 10). Dans certains cas, ces nombres sont également réduits et spécifiés dans la plage de 0 à 1 (figure I.8).



**Figure I.8 :** Exemple d'ajout de couleur rouge, vert et bleu ensemble pour créer d'autres couleurs.

- **Le modèle de couleur HSV**

Les modèles de couleurs HSI, HSL, HSV basés sur idée du système visuel humain [06]. La famille HSI (**H**ue **S**aturation **I**ntensity) des modèles de couleurs utilise des coordonnées cylindriques pour représentation des points RVB [07]. L'importance du HSI le modèle de couleur repose sur deux aspects principaux; la composante I est séparée de la teinte H et de la saturation S qui sont les composants de chrominance, et deuxièmement ces composants de chrominance dépendent de la façon dont l'homme perçoit ce spectre de couleurs [07]. Les espaces colorimétriques HSL et HSV (**H**igh **S**aturation **V**alue) sont presque similaires sauf que HSL attribue les valeurs de couleur élevées pour les couleurs qui s'approche de la couleur blanche avec un borné saturation [08]. Cette propriété augmenterait le degré de complication du modèle [08]. Modèle de couleur HSL est représenté dans un seul cône, tandis que HSI ou HSL est représenté en double cône [09] (figure I.9).

L'espace de couleur HSV est largement utilisé dans les applications de vision par ordinateur, en particulier si nous sommes intéressés par le suivi de la couleur d'un objet dans une image. Il est beaucoup plus facile de définir une gamme de couleurs valides en utilisant HSV qu'en RGB.

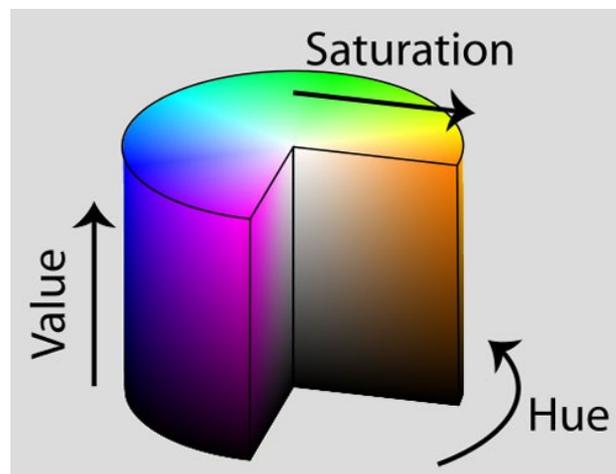


Figure I.9 Illustration du modèle de couleurs HSV.

- **Espace L\*a\*b**

Le système Lab est issu du CIE XYZ. Il essaye de prendre en compte la réponse logarithmique de l'œil. Il possède le grand avantage d'être uniforme. Il est très utile dans le cas de mélanges de pigments, par exemple, pour l'industrie graphique ou du textile.

Les couleurs sont définies par trois valeurs : Luminosité (luminance) codée en pourcentages, a et b correspondent à l'information colorée (chrominance) où la couleur est définie à partir d'un mélange de vert à magenta (a) et un mélange de bleu à jaune (b). Les valeurs sont comprises entre -120 et +120 pour a et b.

Les écarts entre les couleurs sont plus proches de la perception humaine. Toutes les couleurs de même luminosité s'inscrivent dans un plan circulaire que traversent les axes  $a^*$  et  $b^*$ . Sur l'axe  $a^*$ , les valeurs positives correspondent aux rouges, les valeurs négatives aux verts. Sur l'axe  $b^*$ , les valeurs positives correspondent aux jaunes et les valeurs négatives aux bleus. La luminosité varie verticalement (figure I.10).

Alors que l'espace  $L^*a^*b^*$  est moins intuitif et pas aussi facile à comprendre que les espaces HSV et RGB, il est largement utilisé en vision par ordinateur. Cela est dû à la distance entre les couleurs ayant une signification perceptive réelle, nous permettant de surmonter divers problèmes de conditions d'éclairage. Il sert également de descripteur couleur d'image puissant.

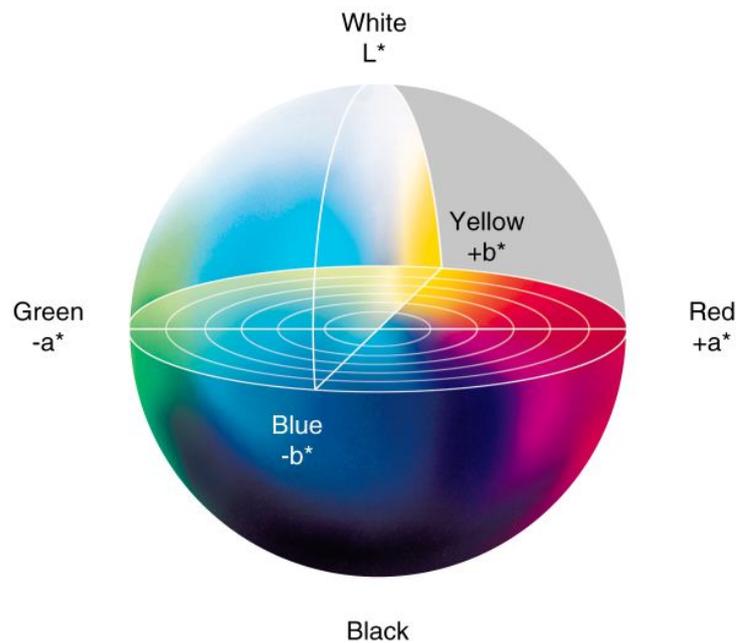


Figure I.10 : Illustration de l'espace couleurs  $L^*a^*b^*$ .

## I.6 La segmentation

Dans le contexte de la vision par ordinateur, le traitement d'images se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant transformation est obtenue par le passage

suivant trois étapes essentielles qui sont: le prétraitement, la segmentation et l'interprétation.

La segmentation d'images est l'opération la plus importante dans un système de traitement des images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images.

### I.6.1 Définition de la segmentation

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image.

Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [10]. La figure (I.11) présente une image d'origine (a) et une image segmentée (b).

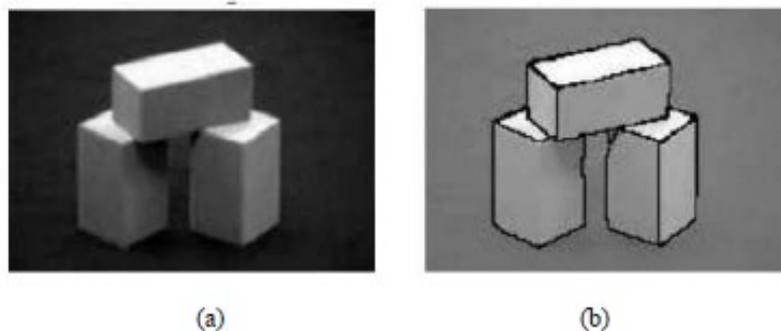


Figure I.11 : (a) image d'origine, (b) image segmentée

### I.6.2 Objectifs de la segmentation

- Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).
- Améliorer l'opération de la localisation de manière précise les contours des régions.
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.
- La réduction de bruit.

### I.6.3 Le choix d'une technique de segmentation

Le choix est lié à :

- La nature de l'image à segmenter (éclairage, contours, texture, etc.).
- Aux opérations destinées par la segmentation (compression, reconnaissance des formes, Mesures, etc.).
- La forme des objets et aux primitives à extraire (droites, régions, textures, etc.).

- Aux contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire, etc.).

#### I.6.4 Méthode de segmentation

La segmentation d'image ainsi définie est un domaine vaste où l'on retrouve de très nombreuses approches. Généralement on trouve :

- **L'approche Contour** : on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables.
- **L'approche régions** : la segmentation d'image par l'approche région consiste à découper l'image en régions. Plusieurs techniques de cette approche sont à distinguer Croissance de région, Segmentation par classification, Segmentation par division-fusion.

#### I.6.5 Segmentation par seuillage

D'après les méthodes de segmentation largement utilisé, nous trouvons la segmentation par seuillage. Qui est de façon générale est la méthode la plus simple pour la segmentation des images.

Les méthodes les plus classiques des approches régions sont les méthodes de seuillage. Ces méthodes essaient de trouver une valeur d'intensité appelée seuil, à partir de l'histogramme de l'image pour séparer les différentes régions. Elles sont applicables avec efficacité sur des images qui présentent un fort contraste entre les régions.

Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés. De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes (i.e. passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie. L'une des méthodes de référence dans cette classe est la méthode d'Otsu [11].

Le seuillage est une technique qui repose sur une mesure quantitative d'une grandeur. Il permet de classer les pixels selon un seuil fixé. Si un pixel a une valeur supérieure au seuil fixé, il prendra la valeur 1 (Blanc), et si sa valeur est inférieure au seuil

fixé, il prendra la valeur zéro (Noir). Les méthodes de seuillage peuvent être réparties en deux catégories: Seuillage globale et seuillage local ou adaptatif.

▪ **Méthode d'Otsu**

L'une des méthodes les plus classiques des approches régions est la méthode d'Otsu. Cette méthode essaye de trouver une valeur d'intensité appelée seuil, à partir de l'histogramme de l'image pour séparer les différentes régions. Elle est applicable avec efficacité sur des images qui présentent un fort contraste entre les régions c'est à dire l'histogramme contient réellement des pics séparés. De plus, cette méthode est très souvent été développée pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes (i.e. passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie.

Mathématiquement le calcul de la nouvelle image en utilisant un seuil déterminé par la méthodes Otsu est comme suite :

$$\forall i, j \in N \times M, I(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(i, j) > S, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.1)$$

Avec :

- $N \times M$  : Nombre de colonnes et de lignes de l'image
- $I$  : Image binarisée
- $f$  : Fonction de l'image d'origine
- $S$  : seuil de binarisation.

Les algorithmes locaux impliquent généralement plus de calcul et donc ils sont plus lents lors de l'exécution puisqu'ils travaillent sur chaque pixel ou un petit groupe de pixels en choisissant un seuil adaptatif pour chacun.

Mathématiquement, le calcul du seuil peut s'écrire ainsi :

$$S(i, j) = \frac{\max(i, j) + \min(i, j)}{2} \quad (1.2)$$

Avec :

- $S(i, j)$  : Seuil à appliquer pour le point  $(i, j)$  ;
- $\max(i, j)$  : Valeur du niveau de gris maximal dans une fenêtre centrée en  $(i, j)$  de taille  $N \times M$  ;

- $\min(i,j)$  : Valeur du niveau de gris minimal dans une fenêtre centrée  $(i,j)$  de taille  $N \times M$  ;

La figure(I.12) montre le résultat de l'application Otsu sur une image en niveau de gris :



**Figure I.12** : Application de la méthode Otsu pour une image niveau de gris.

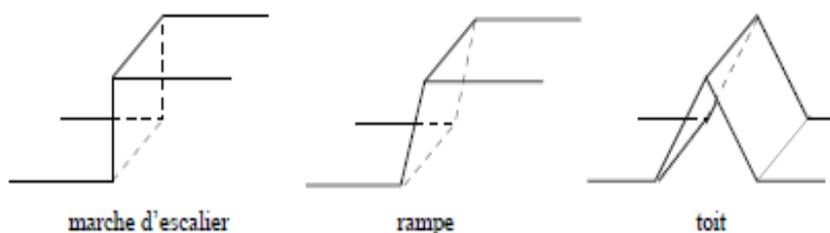
## I.7 La détection des contours

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un changement brutal de l'intensité lumineuse [12].

La détection de contour est une étape incontournable à de nombreuses applications de l'analyse d'images. Car elle permet une réduction importante de la quantité d'information relative à une image, tout en préservant des informations structurales comme les contours et les frontières des images. Les contours constituent en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des :

- Discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre),
- Discontinuités de profondeur (bords de l'objet) et sont caractérisés par de discontinuités de la fonction d'intensité dans les images.

Ils existent plusieurs modèles de contours : escalier, rampe et toit (figure I.13), le plus utilisé est celui en marche d'escalier.



**Figure I.13** : Modèles de contours.

### I.7.1 Objectifs de détection des contours

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse ; en effet un contour se matérialise par une rupture d'intensité dans l'image suivant une direction donnée. Plusieurs méthodes existent pour détecter cette rupture, les unes plus ou moins complexes, les autres plus ou moins gourmandes en calcul.

Elles s'appliquent en deux étapes :

- La première étape permet de localiser les contours à partir d'un calcul de Gradient ou de Laplacien dans des directions privilégiées tout en quantifiant l'importance du contour.
- La seconde étape va permettre d'isoler les contours du reste de l'image à partir d'un seuillage judicieux.

Plusieurs méthodes permettent de déterminer le Gradient ou le Laplacien d'une image. Il en est de même des techniques de seuillage. Il existe donc un grand nombre de combinaisons de calcul Gradient et seuillage conduisant à la mise en évidence des contours [13].

### I.7.2 Le détecteur de contour Canny

Le détecteur de contour Canny est sans doute le détecteur de contour le plus connu et le plus utilisé dans tous les domaines de la vision par ordinateur et du traitement d'images.

L'algorithme de détection de contours de Canny, est un processus en plusieurs étapes consistant à :

- Application d'un lissage gaussien à l'image pour aider à réduire le bruit.
- Calcul des gradients d'images  $G_x$  et  $G_y$  à l'aide du noyau Sobel.
- Application de la suppression du non-maxima pour ne conserver que les maxima-locaux des pixels de magnitude du gradient qui pointent dans la direction du gradient.
- Définition et application des seuils  $T_{supérieur}$  et  $T_{inférieur}$  pour le seuillage d'hystérésis.

### A. Lissage Gaussien

Le lissage d'une image consiste à appliquer un filtrage passe-bas de manière à atténuer le contraste des détails les plus fins (à l'échelle de quelques pixels). Différentes raisons peuvent motiver ce type de traitement :

- Réduction du bruit.
- Réduction des hautes fréquences avant d'appliquer un traitement (comme la dérivation) qui au contraire accentue les hautes fréquences.
- Réduction de la netteté d'une photographie, pour des raisons esthétiques.
- Réduction de la netteté d'une image de synthèse, pour simuler un flou de mise au point.

Ce type de filtre est couramment utilisé dans les logiciels internes des appareils photo numériques, ou dans les logiciels de traitement d'image.

### B. Calcul du Gradient

Les contours dans une image étant caractérisés par une forte variation de contraste. Il est évident de chercher un opérateur permettant de caractériser les zones où les niveaux de gris augmentent ou diminuent très vite. La dérivée (le gradient) répond tout à fait à ce problème. Le gradient d'une image donne les taux de changement de niveau de gris par unité de distance dans les directions des axes de coordonnées.

Il est défini comme un vecteur caractérisé par un module  $m$  et une direction  $\phi$  dans l'image.

-La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle.

-La dérivée de  $I(x,y)$  dans une direction donnée  $d$  s'écrit :  $\nabla I(x,y) \cdot d$ .

Soit la fonction image  $F(x, y)$ , le gradient de  $F$  en un point  $(x, y)$  est un vecteur bidimensionnel qui s'écrit :

$$\vec{G} = \begin{bmatrix} \frac{\partial F}{\partial X} \\ \frac{\partial F}{\partial Y} \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

Le gradient  $G$  est calculé en chaque point  $(x, y)$  de l'image, son orientation va dans le sens de la variation maximale de  $F$  et sa norme est généralement donnée par :

$$|\vec{G}| = \left( \left( \frac{\partial F}{\partial X} \right)^2 + \left( \frac{\partial F}{\partial Y} \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (1.4)$$

Localement, la norme du gradient est d'autant plus élevée que les courbes de niveau sont rapprochées et de valeurs différentes.

La direction de G par rapport à l'axe des X est donnée par l'angle :

$$\vartheta = \arctg \left( \frac{\frac{\partial F}{\partial Y}}{\frac{\partial F}{\partial X}} \right) \tag{1.5}$$

Le calcul du gradient est utile pour mettre en évidence les contours. Le point  $(x, y)$  est un contour si la norme est supérieure à un seuil.

- **Opérateurs de Robert**

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad G_y = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

On fait la convolution de ces masques avec l'image originale et on trouve les résultats suivants (figure I.14) :

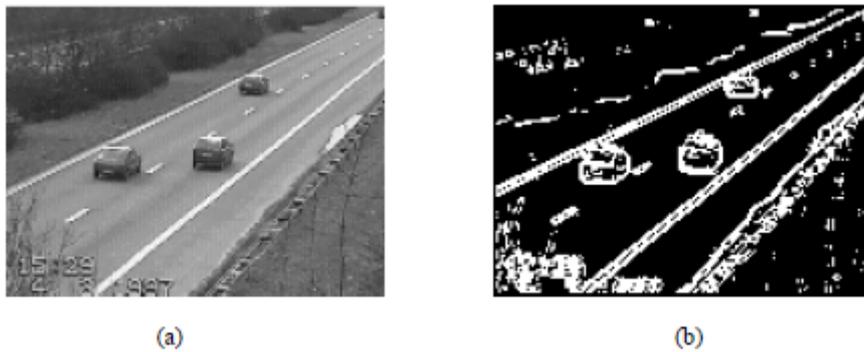


Figure I.14 : (a) image d'origine, (b) contour de Robert

- **Opérateurs de Sobel et de Prewitt**

$$G_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad G_y = \begin{pmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{pmatrix}$$

$c = 2$  pour **Sobel**,  $c=1$  pour **Prewitt**.

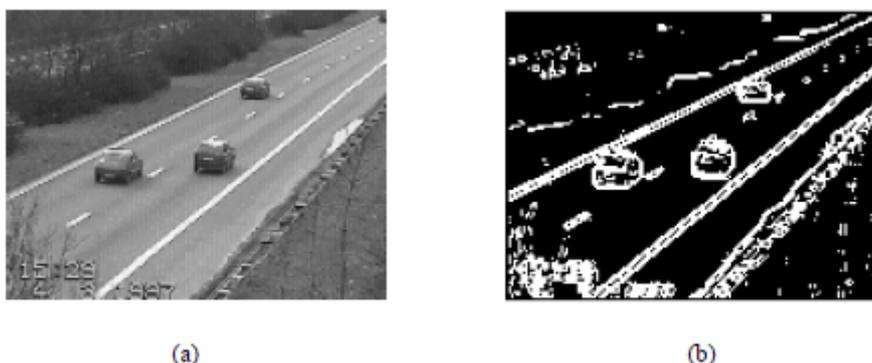


Figure I.15 : (a) image d'origine, (b) contour de Sobel.

Les opérateurs de *Sobel* et *Prewitt* sont fréquemment utilisées, pour leurs simplicités et leur faible coût d'évaluation, ils sont très performants dans les scènes de faible bruit et texture.

### C. Suppression des non maxima-locaux

Cette étape consiste à déterminer si le point  $x(i,j)$  est un maxima en le comparant à ces voisins de l'un et de l'autre côté de contour.

Un point  $x(i,j)$  est maximum local s'il remplit les conditions suivantes :

$$- G(i, j) \geq G(i + \cos\phi, j + \sin\phi) \text{ et } G(i, j) \geq G(i - \cos\phi, j - \sin\phi)$$

Où  $G(i, j)$  est le Gradient pour un pixel sur la ligne  $i$  et la colonne  $j$  et  $\phi$  est la Direction du Gradient

La tâche à effectuer consiste donc à estimer la valeur du gradient pour les points  $(i + \cos\phi, j + \sin\phi)$  et  $(i - \cos\phi, j - \sin\phi)$  et à la comparer avec le gradient pour le point  $(i,j)$ . Si les conditions définies précédemment ne sont pas remplies, alors ce non maxima est supprimé. Comme les points  $(i + \cos\phi, j + \sin\phi)$  et  $(i - \cos\phi, j - \sin\phi)$  sont situés sur un cercle autour du point  $i$ , A défaut d'une complexité, on calcule à leurs places les gradients aux points A et B [14].

### D. Seuillage par hystérésis

Le seuillage à hystérésis permet de les affiner et de ne conserver que les contours les plus cohérents. A cet effet, les pixels de l'image de gradient sont filtrés grâce à deux seuils distincts, T1, T2 et  $(T1 < T2)$ . En dessous du seuil bas T1, on considère qu'il n'y a pas de contours. Au-dessus du seuil haut, on décide qu'il y a contour : ces contours sont ensuite complétés par les pixels compris entre T1 et T2 si et seulement s'ils sont connexes entre eux. En résumé, les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

- On effectue un calcul de gradient sur l'image à niveau de gris
- Tous les pixels en dessous de T1 sont mis à zéro
- Tous les pixels au-dessus de T2 sont conservés
- On ne garde les pixels dont le niveau est entre T1 et T2 que s'ils sont connexes à au moins un pixel de niveau supérieur à T2

Ainsi le niveau bas se débarrasse du bruit indésirable. Le seuillage haut ne garde que les composantes importantes mais incomplètes. La troisième étape permet de compléter ces contours [15]. Cette méthode d'extraction de contours reste efficace, dans le sens où elle nous permet d'extraire des contours connexes et d'éviter le bruit, mais reste sensible au fort filtrage puisque dans ce cas les contours peuvent être épais [16].

## I.8 La morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie essentiellement non linéaire, utilisée en particulier en analyse d'images, dont le but est l'étude des objets en fonction de leur forme, de leur taille, des relations avec leur voisinage (en particulier topologiques), de leur texture, et de leurs niveaux de gris ou de leur couleur. Par les transformations qu'elle propose, elle se situe à différents niveaux du traitement d'images (filtrage, segmentation, mesures, analyse de texture) et fournit ainsi des outils pour la reconnaissance des formes. La morphologie mathématique, développée à l'origine pour l'étude des matériaux poreux, trouve maintenant ses applications dans de nombreux domaines du traitement d'images, aussi bien 2D que 3D, en biologie et cytologie quantitative, en imagerie médicale, en imagerie aérienne et satellitaire, en robotique et vision par ordinateur.

### I.8.1 L'érosion

Lors de cette transformation (figure I.16) :

- Les objets de taille inférieure à celle de l'élément structurant vont disparaître,
- Les autres seront ôtés d'une partie correspondant à la taille de l'élément structurant,
- S'ils existent des trous à l'intérieur des objets, ils seront accentués.
- Les objets reliés entre eux vont être séparés.

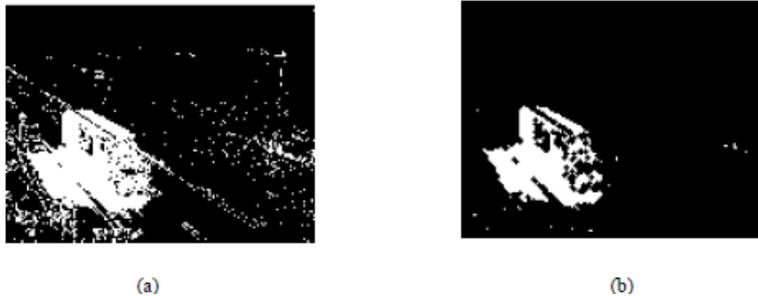


Figure I.16 : (a) image binaire, (b) image érodée.

### I.8.2 La dilatation

- La dilatation est l'opération duale (ou inverse) de l'érosion. Lors d'une dilatation (figure I.17) :
- Tous les objets vont "grossir" d'une partie correspondant à la taille de l'élément structurant
- S'il existe des trous dans les objets, c'est à dire des "morceaux" de fond à l'intérieur des objets, ils seront comblés.

- Si des objets sont situés à une distance moins grande que la taille de l'élément structurant, ils vont fusionner.

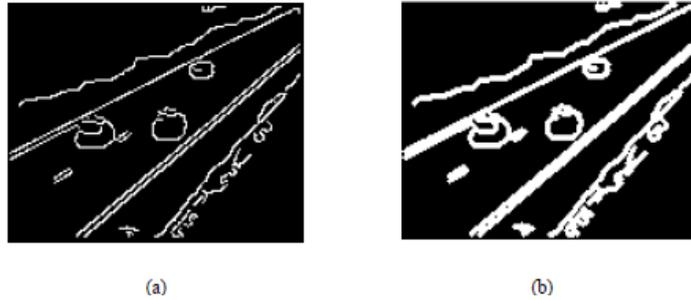


Figure I.17 : (a) image binaire, (b) image dilatée.

### I.8.3 L'ouverture

Une érosion suivie d'une dilatation s'appelle une ouverture. L'ouverture a pour propriété d'éliminer toutes les parties des objets qui ne peuvent pas contenir l'élément structurant, La figure suivant donne un exemple.

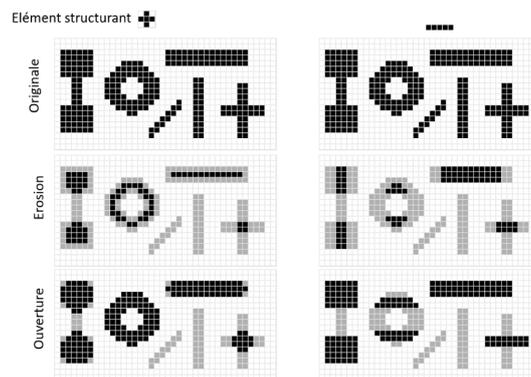


Figure I.18 : Exemple d'ouvertures avec un élément structurant en croix.

### I.8.4 La fermeture

Une dilatation suivie d'une érosion s'appelle une fermeture. Il a pour propriété de combler tout ce qui est de taille inférieur à l'élément structurant [13]. La figure suivante montre un exemple.

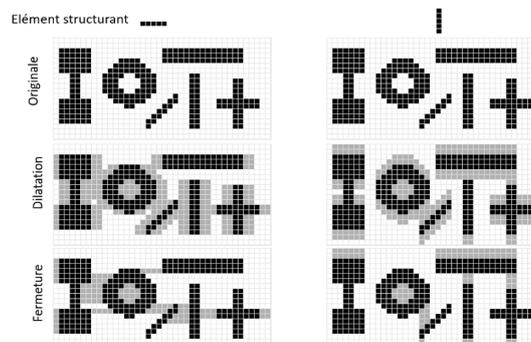


Figure I.19 : Exemple de fermetures avec un élément structurant horizontal.

### I.8.5 Gradient morphologique

Le gradient morphologique mesure en fait en chaque point de l'image la différence entre le maximum et le minimum des niveaux de gris sur le voisinage défini par l'élément structurant.

Cette transformation trouve ses applications dans la détection de contours (figure I.20).



(a)

(b)

**Figure I.20 :** (a) image de niveau de gris, (b) image en gradient morphologique.

### I.9 Conclusion

Nous avons introduit dans ce chapitre les notions de base qui représente l'image et ses caractéristiques puis la compréhension de différentes techniques de traitement d'images et leurs opérateurs. En effet, L'un des buts de ce domaine est la segmentation des images pour l'extraction des caractéristiques et pour détecter la présence de certains objets sous les différentes formes.

## *Chapitre II*

# *Apprentissage artificiel pour la reconnaissance des plaques d'immatriculation RPI*

## II.1 Introduction

La reconnaissance ou classification de forme est une étape qui consiste à reconnaître un objet à partir de sa forme, en attribuant un même label à un ensemble d'objets identiques, cette étape est basée sur l'utilisation d'un descripteur de forme pour faire cette étape, il faut passer sur l'extraction des caractéristiques. Pour cela, il est souvent nécessaire de passer par une phase d'apprentissage qui permet au classifieur, c.à.d. au système chargé de classer les objets, de connaître et d'apprendre les caractères de la plaque d'immatriculation. La reconnaissance de caractère est l'un des problèmes les plus difficiles en reconnaissance de forme. Nous présentons dans ce chapitre une étude détaillée de l'apprentissage artificiel et les méthodes de classification des images de matricule tel que la méthode des machines à vecteurs supports (SVM), les Réseaux de Neurones, les arbres de décisions, les KNN, etc.

## II.2 La reconnaissance d'image

La reconnaissance d'image, sous-catégorie de la Computer Vision et de l'Intelligence Artificielle, représente un ensemble de méthodes de détection et d'analyse d'images pour permettre l'automatisation d'une tâche spécifique. Il s'agit d'une technologie qui est capable d'identifier des lieux, des personnes, des objets et plusieurs autres types d'éléments au sein d'une image et d'en tirer des conclusions en les analysants.

La reconnaissance photo ou vidéo peut être réalisée à des degrés de précision différents, par rapport au type d'information ou de concept recherché. En effet, un modèle ou algorithme est capable de détecter un élément spécifique, tout comme il peut simplement attribuer une image à une grande catégorie.

Il existe donc différentes "tâches" que la reconnaissance d'image peut effectuer :

- **La classification.** Il s'agit de l'identification de la "classe", autrement dit la catégorie, à laquelle une image appartient. Une image ne peut avoir qu'une seule classe.
- **Le tagging.** Aussi appelé "labellisation", il s'agit d'une tâche de classification mais à un degré de précision plus élevé. Cela va permettre de reconnaître la présence de plusieurs concepts ou objets au sein d'une image. Il est par conséquent possible d'attribuer un ou plusieurs tags à une image en particulier.

- **La détection.** Cela est nécessaire lorsque l'on souhaite situer un objet dans une image. Une fois la localisation réussie, un rectangle, appelé en anglais *bounding box*, va encadrer l'objet en question.
- **La segmentation.** Elle représente également une tâche de détection. La segmentation peut situer au pixel près un élément sur une image. Car dans certains cas, la précision ne peut être négligée, tel que pour le développement des voitures autonomes [17].

### II.2.1 L'utilisation de la reconnaissance d'image

Avec un système ou une plateforme de reconnaissance d'image, il est possible d'automatiser des processus métiers et ainsi d'améliorer la productivité. Effectivement, une fois qu'un modèle reconnaît un élément sur une image, il peut être programmé pour réaliser une action particulière. Plusieurs cas d'usages différents sont déjà en production et sont déployés à grande échelle, dans divers industries et secteurs.

Par exemple, Contrôle de présence/absence. Sur des chaînes de production, on vérifie en bout de chaîne avec une caméra vidéo la présence d'une pièce dans un ensemble plus complexe. Pour cela bien souvent il suffit de faire un simple seuillage dans une région spécifique.

Dans un autre domaine, un système de vidéo surveillance intelligent, basé sur la reconnaissance d'image, est capable de signaler tous comportements ou situations inhabituels au sein d'un parking [17].

### II.2.2 Fonctionnement de la reconnaissance d'image

La reconnaissance d'image fait référence aux technologies qui identifient les lieux, les logos, les personnes, les objets, les bâtiments et plusieurs autres variables dans des images. Les utilisateurs partagent de grandes quantités de données par le biais d'applications, des réseaux sociaux et des sites Web. De plus, les téléphones mobiles équipés d'appareils photo permettent la création d'un nombre illimité d'images et de vidéos numériques. Le grand volume de données numériques est utilisé par les entreprises pour fournir des services meilleurs et plus intelligents aux personnes qui y accèdent.

La reconnaissance d'images fait partie de la vision par ordinateur et d'un processus pour identifier et détecter un objet ou un attribut dans une vidéo ou une image numérique (figure II.1). La vision par ordinateur est un terme plus large qui inclut les méthodes de

collecte, de traitement et d'analyse des données du monde réel. Les données sont hautement dimensionnelles et produisent des informations numériques ou symboliques sous forme de décisions (figure II.2). Outre la reconnaissance d'images, la vision par ordinateur comprend également la détection d'événements, la reconnaissance d'objets, l'apprentissage, la reconstruction d'images et le suivi vidéo [17].

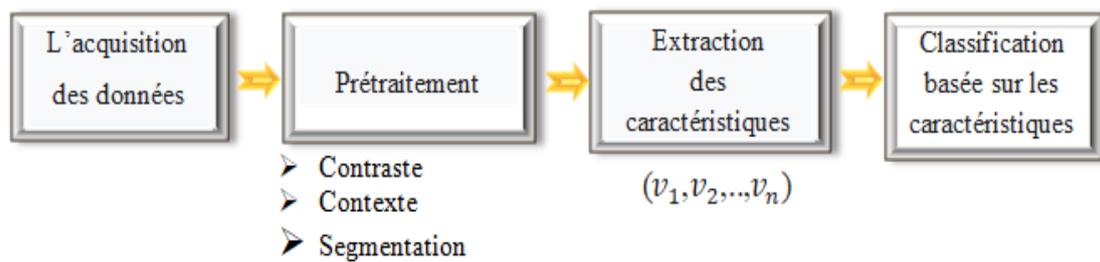


Figure II.1 : Système de reconnaissance des images.

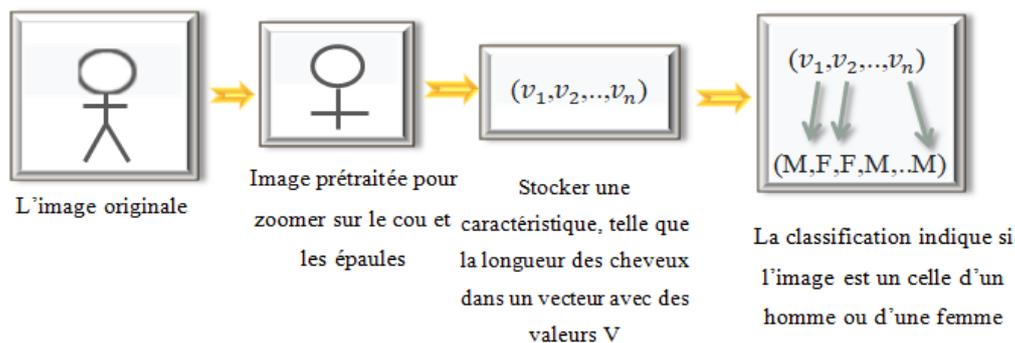
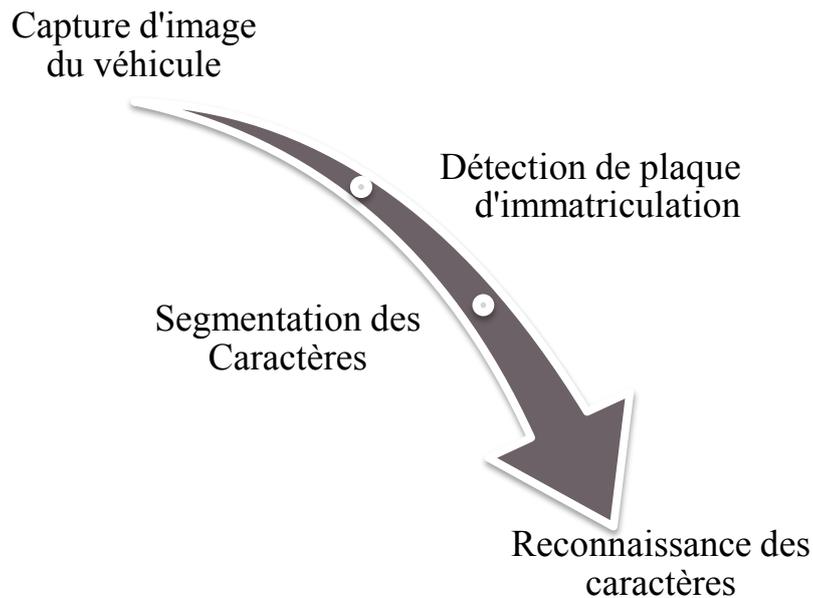


Figure II.2 : Exemple Homme vs Femme.

### II.3 Reconnaissance automatique de la plaque d'immatriculation

Les algorithmes de reconnaissance automatique de la plaque d'immatriculation sont généralement divisés en quatre étapes. Comme le montre la Figure (II.3) :

- Capture d'image du véhicule
- Détection de plaque d'immatriculation
- Segmentation des caractères
- Reconnaissance de caractères



**Figure II.3** : Système RPI Conventionnel.

### II.3.1 Capture d'image du véhicule

La capture de l'image du véhicule semble très facile mais c'est une tâche assez exigeante car il est très difficile de capturer l'image du véhicule en mouvement en temps réel de manière à ce qu'aucun des composants du véhicule, en particulier la plaque d'immatriculation du véhicule ne soit manqué [18].

Le succès de la quatrième étape dépend de la façon dont la deuxième et la troisième étape sont capables de localiser la plaque d'immatriculation du véhicule et séparer chaque caractère.

Ces systèmes suivent différentes approches pour localiser la plaque d'immatriculation du véhicule à partir du véhicule, puis pour extraire le numéro du véhicule de cette image. Nous allons aborder les différentes techniques utilisées pour effectuer chacune de ces étapes.

### II.3.2 Détection de la plaque d'immatriculation

La plupart des algorithmes de détection de plaques d'immatriculation appartiennent à plusieurs catégories en fonction de différentes techniques. Pour détecter la plaque d'immatriculation du véhicule, les facteurs suivants doivent être pris en compte :

- Taille de la plaque : une plaque peut être de taille différente dans une image de véhicule.

- Emplacement de la plaque : une plaque peut être placée n'importe où dans le véhicule.
- Fond de plaque : Une plaque peut avoir différentes couleurs de fond selon le type de véhicule.
- Vis : Une plaque peut avoir une vis et qui pourrait être considérée comme un caractère

Une plaque d'immatriculation peut être extraite en utilisant la segmentation d'image. Il existe de nombreuses méthodes de segmentation d'images disponibles dont la binarisation d'image est la plus utilisée, tel que la méthode d'Otsu. Dans la suite, les méthodes d'extraction de plaque d'immatriculation courantes sont expliquées [18].

#### ▪ **Binarisation**

La binarisation d'image est un processus pour convertir une image en noir et blanc. Dans cette méthode, un certain seuil est choisi pour classer certains pixels comme noirs et d'autres comme blancs. Mais le problème principal est de savoir comment choisir la valeur de seuil correcte pour une image particulière. Parfois, il devient très difficile voire impossible de sélectionner la valeur seuil optimale. Le seuil adaptatif peut être utilisé pour surmonter ce problème. Un seuil peut être sélectionné manuellement par l'utilisateur ou il peut être sélectionné automatiquement par un algorithme appelé seuillage automatique (cf. chapitre I).

#### ▪ **Détection de contours**

La détection des contours est une méthode fondamentale pour la détection ou l'extraction de caractéristiques. Dans le cas général, le résultat de l'application de la détection de contour est une frontière d'objet avec des courbes connectées. Il devient très difficile d'appliquer cette méthode à des images complexes car cela peut entraîner un bord d'objet avec des courbes non connectées. Différents algorithmes de détection de contours tels que Canny, Canny-Deriche, Différentiel, Sobel, Prewitt et Roberts sont utilisés pour la détection de contours [18].

#### ▪ **Étiquetage de composants connectés (CCA)**

L'extraction CCA est une approche pour étiqueter de manière unique des sous-ensembles de composants connectés en fonction d'une heuristique donnée.

Il scanne l'image binaire et étiquette le pixel selon les conditions de connectivité du pixel actuel telles que le nord-est, le nord, le nord-ouest et l'ouest du pixel actuel (connectivité 8). La connectivité 4 est utilisée uniquement pour les voisins nord et ouest du pixel actuel. L'algorithme donne de meilleures performances et il est très utile pour l'analyse automatique des images. Cette méthode peut être utilisée dans la segmentation des plaques ainsi que la segmentation des caractères [18].

- **La morphologie mathématique**

La morphologie mathématique est basée sur la théorie des ensembles, la théorie des réseaux, la topologie et les fonctions aléatoires. Elle est généralement applicable à l'image numérique, mais peut également être utilisée dans d'autres structures spatiales. Initialement, elle a été développée pour le traitement d'images binaires, puis étendu pour le traitement de fonctions et d'images en niveaux de gris. Il contient des opérateurs de base tels que l'érosion, la dilatation, l'ouverture, la fermeture (cf. chapitre 1).

### II.3.3 Segmentation des caractères de la plaque d'immatriculation

Après avoir localisé la plaque d'immatriculation, les caractères sont examinés pour la suite du processus. Comme pour la segmentation des plaques, il existe différentes méthodes disponibles pour effectuer la segmentation des caractères.

De nombreuses méthodes ont été développées en fonction des caractéristiques de l'image de la plaque d'immatriculation utilisées. Ci-dessous, une brève description des différentes approches existantes est fournie [18].

- **Utiliser la connectivité des pixels**

La connectivité des pixels est la relation entre les pixels dans une image et les pixels qui les entourent, c'est-à-dire leurs pixels voisins. Cette fonction peut être utilisée pour la segmentation des plaques d'immatriculation. Ce type de techniques est à la fois simple et efficace. En effet, elles se révèlent très robustes à la rotation des plaques d'immatriculation. Néanmoins, ils ne parviennent généralement pas à extraire les caractères joints ou brisés, ce qui peut parfois représenter un problème.

- **Utilisation des profils de projection**

D'autres méthodes de segmentation sont basées sur l'extraction et l'analyse des profils de projection de l'image de la plaque d'immatriculation. Ceux-ci représentent la somme cumulée des valeurs des pixels d'une image dans une certaine direction,

généralement horizontale ou verticale (figure II.4). Étant donné que toutes les plaques d'immatriculation partagent la structure commune de plusieurs caractères alphanumériques noirs d'affilée sur un fond blanc ou jaune, leur profil de projection a une forme caractéristique qui peut être utilisée pour détecter la position des caractères, comme on peut l'observer sur la figure (II.4) [18].



**Figure II.4 :** *Fonctionnement des méthodes de profils de projection.*

Ce type de méthodes présente deux avantages principaux. D'une part, ils sont totalement indépendants de la position des caractères et, d'autre part, ils sont capables de gérer un certain degré de rotation des plaques. Cependant, ils présentent également quelques inconvénients, comme être fortement affectés par le bruit et nécessiter une connaissance préalable du nombre exact de caractères apparaissant sur la plaque d'immatriculation, qui varie généralement d'un pays à l'autre [18].

- **Utiliser les contours des caractères**

Étant donné que les caractères apparaissant sur une plaque d'immatriculation ont généralement une taille fixe, la modélisation des contours de ces caractères est une autre technique habituellement employée pour la segmentation des plaques d'immatriculation. Cette technique fait approcher la forme du caractère dans un rectangle de dimensions fixes et, ensuite, rechercher les caractéristiques de l'image de la plaque qui s'insèrent dans ce rectangle, trouvant ainsi les caractères.

Ce sont des techniques très simples, rapides et directes, qui peuvent même détecter des caractères apparaissant sur des plaques d'immatriculation inclinées. Néanmoins, ils

peuvent présenter des problèmes avec des images de mauvaise qualité, où certains caractères peuvent ne pas être très bien distingués, ce qui conduit à une mauvaise détection des contours [18].

### II.3.4 Reconnaissance des caractères

La dernière étape de chaque système RPI consiste à reconnaître avec succès chacun des caractères de plaque d'immatriculation extraits précédemment. À ce stade, de nouveaux problèmes surviennent, tels que la taille et l'épaisseur différentes des caractères en raison des facteurs de zoom, des polices de caractères différentes pour différents pays, des caractères bruyants ou cassés, etc.

Afin de résoudre tous ces problèmes, il existe deux principaux types de méthodes, qui sont basées sur l'utilisation de deux caractéristiques d'image de caractère différentes [18].

- **Utilisation de données brutes**

Ces méthodes, comme leur nom l'indique, utilisent toutes les informations de l'image de caractère extraite, c'est-à-dire toutes les valeurs de pixels, et le principe de fonctionnement qu'elles utilisent est la mise en correspondance de modèles (template matching).

Ce sont des méthodes très simples et directes, mais elles ne peuvent reconnaître correctement que les caractères à police unique, non pivotés, non brisés et de taille fixe. De plus, le fait de traiter tous les pixels de l'image, y compris les non importants, rend ces méthodes plus lentes que les autres [18].

- **Utilisation de l'extraction des caractéristiques**

Contrairement au précédent, cette technique repose sur l'idée que tous les pixels de l'image du caractère ne sont pas également pertinents pour reconnaître le caractère.

Ainsi, en utilisant cette approche, le temps de traitement est considérablement réduit et la distorsion de l'image affecte moins le résultat final. Néanmoins, le processus d'extraction de caractéristiques nécessite un peu de temps supplémentaire et les caractéristiques non pertinentes peuvent dégrader la reconnaissance.

## II.4 L'apprentissage artificielle pour la classification automatique des plaques d'immatriculation

### II.4.1 Définition de la Classification

La classification, en général, se réfère au classement ou groupement d'éléments de données dans des ensembles similaires. Cette information est souvent utile dans l'étape d'analyse pour n'importe quel système de traitement du signal ou de données.

La classification a deux significations distinctes. On peut recevoir une série d'observations avec l'objectif d'établir l'existence des classes ou des groupes dans les données. Ou peut savoir avec certitude qu'il y a tant de classes, et l'objectif consiste à instaurer une règle selon laquelle nous pouvons classer une nouvelle observation dans l'une des classes existantes. Le premier type est connu comme l'apprentissage non supervisé et le second comme l'apprentissage supervisé.

La classification d'image est en général similaire à la classification des données, mais elle peut être différente en fonction de l'application dans laquelle elle est utilisée.

La classification est souvent la dernière étape d'un processus de diagnostic général (Figure II.1 et II.2) Il s'agit généralement d'un tri d'objets dans une image ou plusieurs images dans des classes distinctes. Typiquement, l'image est segmentée ou traitée afin d'isoler les différents objets ou formes les uns des autres, et les différents objets ou images sont étiquetés.

Une étape d'extraction de caractéristiques (attributs) réduit les données en mesurant certaines propriétés ou caractéristiques des objets ou images étiquetés. Ces attributs sont ensuite transmis à un classifieur qui évalue ces caractéristiques et prend une décision relative à la classe de chaque objet ou image.

La qualité de l'image acquise dépend de la résolution, la sensibilité, la bande passante et du rapport signal sur bruit du système d'imagerie. Un prétraitement tel que le filtrage est souvent nécessaire. Les attributs extraits peuvent être transformés dans un espace de caractéristiques alternative afin de produire de meilleures caractéristiques, avant d'être envoyés au classifieur [18].

L'objectif visé dans notre cas par la classification est de pouvoir reconnaître les chiffres d'un matricule dans une image. Cette méthode est basée sur l'apprentissage suivi de la classification. La phase d'apprentissage correspond à l'extraction d'attributs

caractéristiques à partir de l'image dans la base d'apprentissage. La classification c'est la phase au cours de laquelle sont utilisés les attributs précédemment extraits afin d'atteindre l'objectif initial.

#### II.4.2 Les types de la classification

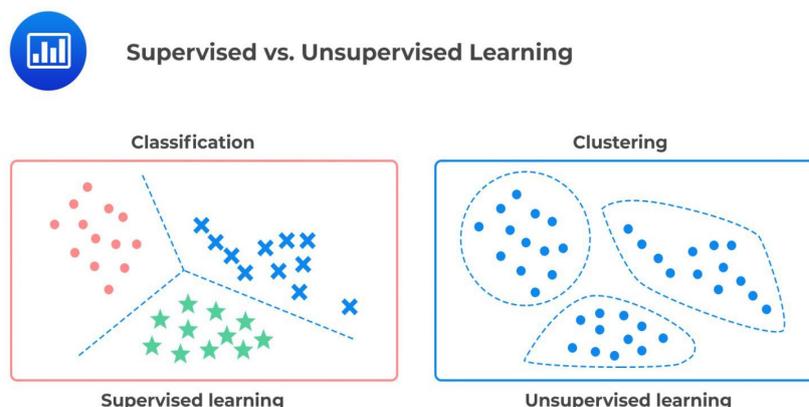
Les algorithmes de classifications peuvent être répertoriés de plusieurs manières, ils sont divisés en deux types (Figure II.5).

- **Classification non supervisée**

Cette méthode de classification est aussi appelée "classification automatique", (clustering en anglais) ou encore "regroupement". Aucune information a priori l'image n'est connue. On cherche alors à regrouper les différents exemples des images à traiter en fonction de la valeur de leurs descripteurs de manière à créer des classes homogènes (figure II.5).

On suppose qu'on dispose d'un ensemble d'objets que l'on note par  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  caractérisé par un ensemble de descripteurs "D", l'objectif du regroupement est de trouver les groupes auxquels appartiennent chaque objet "x" qu'on note par  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$ . Ce qui revient à déterminer une fonction notée "Ys" qui associe à chaque élément de X un ou plusieurs éléments de C. Il faut pouvoir affecter une nouvelle observation à une classe. Les observations disponibles ne sont pas initialement identifiées comme appartenant à telle ou telle population. L'absence d'étiquette de classe est un lourd handicap qui n'est que très partiellement surmontable. Ce procédé nécessite généralement de fixer au préalable le nombre de classes désirées, que ce soit de manière empirique ou automatique [19] [20].

Parmi les méthodes non-supervisées les plus utilisées, citons deux types d'approches : les centres mobiles (k-means) et la classification hiérarchique.



**Figure II.5** : La classification supervisée vs la classification non supervisée.

### ▪ Classification supervisée

Dans cette méthode de classification, on dispose déjà d'exemples dont la classe est connue et étiquetée. Une information sur les données à traiter est disponible et est utilisée pour entraîner le processus de classification, cela constitue la phase d'apprentissage du modèle (figure II.5). Cette information appelée ensemble d'apprentissage est généralement constituée d'un ensemble d'individus {caractéristiques, classe associée}.

Dans le cas de la classification des chiffres, l'ensemble d'apprentissage est constitué d'ensemble des chiffres de 0 à 9. Chaque individu est donc composé du couple (caractéristiques de chiffres, chiffre associée). Cet ensemble est alors appris par un algorithme de classification supervisée classique parmi lesquels, on cite : les k-plus proches voisins (k-NN), les réseaux de neurones, les machines à support de vecteurs (SVM), etc.

Une fois la phase d'apprentissage réalisée, l'algorithme de classification est alors utilisé afin de déterminer la classification d'un ensemble d'individus tests composé d'un grand nombre d'échantillons [21].

## II.5 Méthodes de classification

Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses, citons: Les arbres de décision, Réseaux de neurones, la méthode des Machines à vecteurs supports (SVM), k plus proches voisins, K-NN..., Voyons quelques méthodes de classification supervisée :

### II.5.1 Les arbres de décision

Les arbres de décision représentent une méthode très efficace d'apprentissage supervisé. Il s'agit de partitionner un ensemble de données en des groupes les plus homogènes possible du point de vue de la variable à prédire.

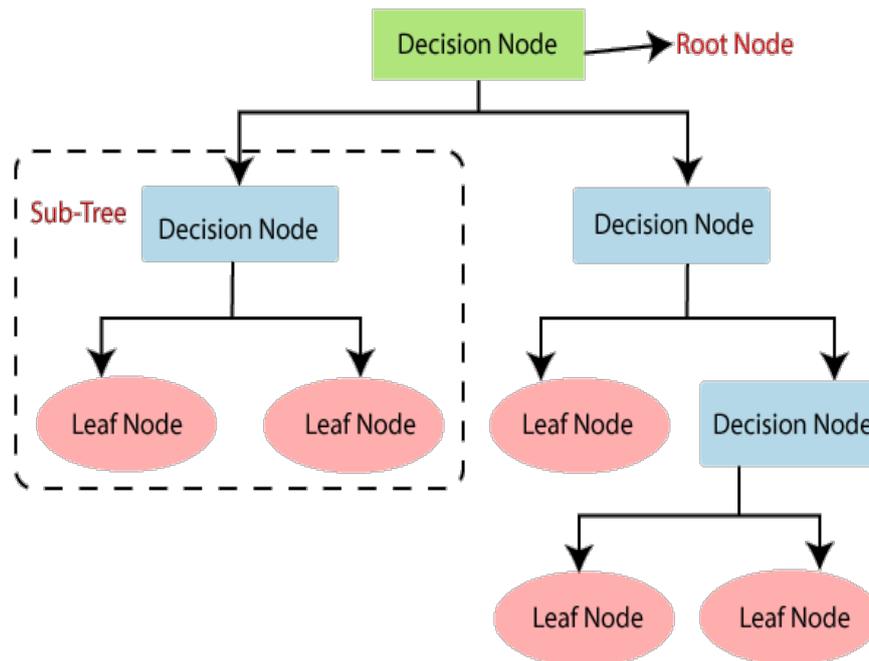
On prend en entrée un ensemble de données classées, et on fournit en sortie un arbre qui ressemble beaucoup à un diagramme d'orientation où chaque nœud final (feuille) représente une décision (une classe) et chaque nœud non final (interne) représente un test (figure II.6). Chaque feuille représente la décision d'appartenance à une classe des données vérifiant tous les tests du chemin menant de la racine à cette feuille [22].

Les arbres de décisions sont très répandus, à cause de la simplicité de lecture de leurs résultats et leur traitement naturels des cas multi-classe. Néanmoins, ils posent beaucoup de problèmes tel que :

- La difficulté de manipulation des attributs numériques,

- L'espace nécessaire pour leur déduction,

La figure (II.6) montre une structure générale d'un arbre de décision.

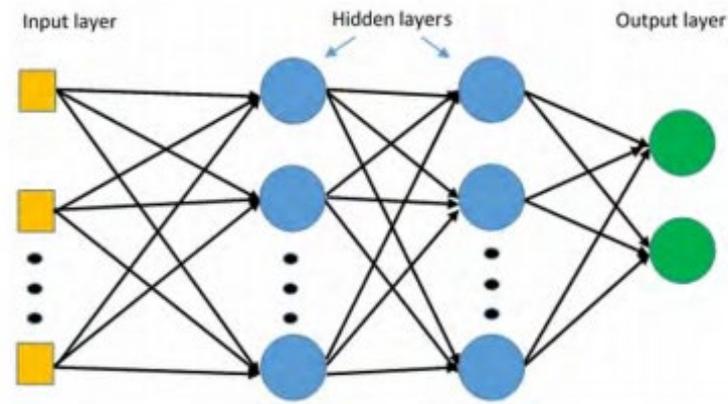


**Figure II.6 :** Structure générale d'un arbre de décision.

### II.5.2 Réseaux de neurones : Perceptron multicouche

Le perceptron multicouche (PMC) est l'un des réseaux de neurones les plus utilisés actuellement, pour la classification supervisée. Dans un réseau de neurones, deux modes de fonctionnement peuvent être distingués. Dans le premier, les paramètres du réseau sont ajustés grâce à la présentation d'exemples pour lesquels on connaît la réponse désirée : ce mode de fonctionnement est appelé « phase d'apprentissage ». Dans le deuxième mode, il s'agit d'exploiter le réseau en lui présentant des données inconnues : ce mode d'utilisation est souvent appelé « phase de reconnaissance ».

Le perceptron est organisé en plusieurs couches (figure II.7). La première est reliée aux entrées, puis ensuite chaque couche reliée à la couche précédente. C'est la dernière couche qui produit les sorties du PM [23], De telle sorte que les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées, ce sont les poids de ces connexions qui gouvernent le fonctionnement du réseau.



**Figure II.7 :** Schéma général des perceptrons multicouches.

Pour le premier mode de fonctionnement de perceptron multicouche on distingue deux algorithmes :

- Algorithme de rétro-propagation du gradient.
- Algorithme de gradient conjugué.

Parmi les avantages de ces réseaux de neurones on cite:

- Ils peuvent être utilisés lorsque nous avons peu d'informations sur la relation entre les attributs et les classes.
- Bien adapté pour les entrées et les sorties d'une valeur continue.
- Le succès sur plusieurs applications du monde réel comme la reconnaissance manuscrite de caractère, de la pathologie et de médecine de laboratoire, et beaucoup plus.

Parmi ses inconvénients on cite :

- Nécessitent un long temps d'apprentissage, donc ils sont adaptable aux applications dont ceci est faisable.
- Pauvre interprétation de la connaissance représentée sous la forme d'un réseau d'unités connectées par des liens pondérés.
- Exigent un nombre de paramètres qui doivent être déterminées empiriquement, par exemple la topologie du réseau et sa structure, le nombre de couches cachées, le nombre d'unités dans chaque couche cachée et dans la couche de sortie [24].

Voyons maintenant le troisième type des méthodes de classification supervisée choisi dans ce travail, il s'agit des SVM.

### II.5.3 Support Vector Machine (Machines à Vecteur de Support)

Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) appelés aussi séparateurs à vaste marge sont des techniques d'apprentissage supervisées destinées à résoudre des problèmes de classification. Les machines à vecteurs supports exploitent les concepts relatifs à la théorie de l'apprentissage statistique et à la théorie des bornes de Vapnik et Chervonenkis 1995.

La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière (figure II.8).

L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode [25].

Un classifieur SVM est chargé de prendre le vecteur de caractéristiques généré par le module extraction de caractéristiques comme une donnée d'entrée, rechercher un hyperplan séparateur qui sépare les exemples dans la phase d'apprentissage et faire une décision de classification dans la phase d'identification [26].

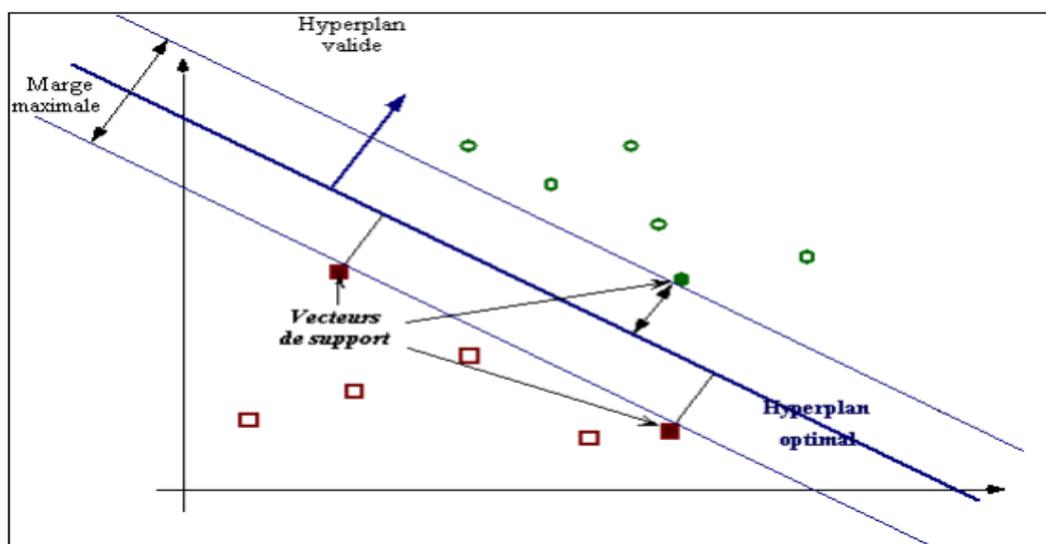


Figure II.8 : Fonctionnement des machines à vecteurs de support.

### ▪ Avantages et limites des SVMs

Parmi les avantages de la méthode SVM on cite :

- Les SVMs possèdent des fondements mathématiques solides.
- Les exemples de test sont comparés juste avec les supports vecteur et non pas avec tous les exemples d'apprentissage.
- Décision rapide. La classification d'un nouvel exemple consiste à voir le signe de la fonction de décision  $f(x)$ .

Les machines à vecteurs de support se sont avérées parmi les meilleurs classificateurs d'apprentissage automatique, et pour ces raisons, ils sont largement utilisés de nos jours. Néanmoins, aucun classificateur n'est le meilleur dans absolument tous les domaines, et SVM ne fait pas exception à cette règle. En effet, certains les classificateurs sont plus adaptés pour résoudre certains types de problèmes que d'autres classificateurs.

Parmi les inconvénients de la méthode SVM on cite :

- Grande quantité d'exemples en entrées implique un calcul matriciel important.
- Temps de calcul élevé lors d'une régularisation des paramètres de la fonction noyau [27].

#### II.5.4 Méthode des k plus proches voisins (k-ppv)

Le principe général de la méthode des k-ppv consiste à rechercher parmi l'ensemble d'apprentissage  $T$ , contenant l'ensemble des individus et leurs classes d'affectation, un nombre  $k$  d'individus parmi les plus proches possibles de l'individu à classer. Puis, l'individu est affecté à la classe majoritaire parmi ces  $k$  individus trouvés. Le nombre  $k$  est fixé a priori par l'utilisateur [28].

Si  $k = 1$ , alors l'individu est affecté à la classe du plus proche voisin de l'ensemble  $T$ . Une variante de la règle de la majorité consiste à prévoir un seuil  $s$  au-dessus duquel une décision de rejet est prise. Ainsi, on peut rencontrer des cas où l'individu n'est affecté à aucune classe. Soit l'exemple de la figure (II.9) avec deux dimensions correspondant aux attributs  $X$  et  $Y$ , avec  $k=3$ , 7. Dans cet exemple les trois plus proches voisins du nouveau exemple sont entourés par le premier cercle, donc il sera affecté à la classe majoritaire parmi ces trois points (triangle vert).

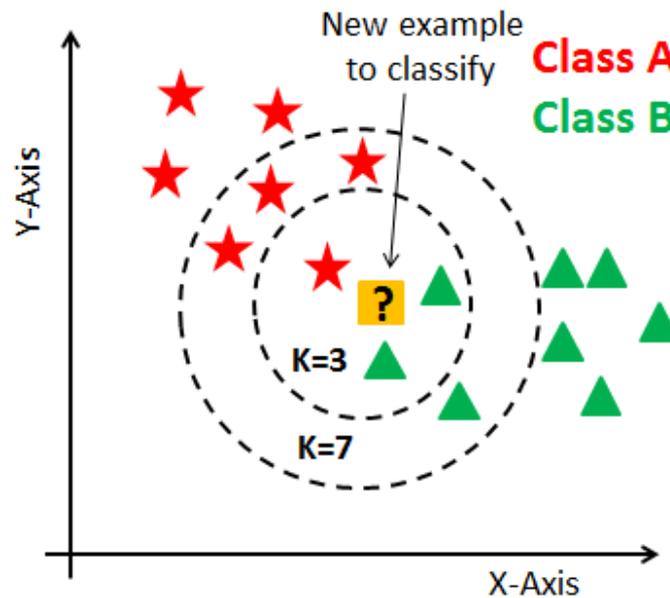


Figure II.9 : Méthode de KNN.

La méthode des k-ppv a l'avantage :

- d'être très simple à mettre en œuvre et d'utiliser directement l'ensemble d'apprentissage T.
- Elle ne fait aucune hypothèse a priori sur les données.
- La qualité de la discrimination par cette méthode dépend du choix du nombre k de voisins considérés.

Il est cependant souvent nécessaire de :

- faire varier ce nombre k pour obtenir les meilleurs résultats possibles.
- Un autre problème important de la méthode des k-ppv est qu'elle nécessite un espace mémoire très important pour stocker les données et pour faire les différents calculs dans la phase de classification.
- Utiliser les distances pour déterminer les voisins de l'individu à affecter, ce qui peut poser des problèmes si les dimensions à agréger ne sont pas homogènes [29].

## II.6 Evaluation de la classification

L'estimation des performances nécessite des exemples. Il est évident que ces exemples ne doivent pas être les mêmes que ceux sur lesquels l'apprentissage est effectué, sinon les performances estimées vont être sûrement trop optimistes puisque le classifieur a déjà appris ces exemples au cours de sa construction. Nous avons donc besoin de certains exemples utilisés pour l'apprentissage et d'autre pour le test [30].

L'ensemble des exemples utilisés pour l'apprentissage est nommé base d'apprentissage. L'ensemble des exemples utilisés pour tester le classifieur est nommé base de test. Si le nombre d'exemples disponible est limité, on utilise souvent une partie de la base disponible comme base d'apprentissage et le reste comme base de test [30].

Les performances des méthodes proposées pour la reconnaissance des plaques d'immatriculation de véhicule sont évaluées en termes de taux de rappel et de taux de précision, ainsi que d'autres critères qui vont être défini ci-dessous. Ces mesures de performance sont calculées en terme de caractères segmentés, et non pas en terme de plaque toute entière.

La première manière d'évaluer un classifieur consiste à confronter les valeurs observées de la variable dépendante avec les valeurs prédites<sup>h</sup> fournies par le modèle. L'outil privilégié est la matrice de confusion [28].

### II.6.1 Matrice de confusion

La matrice de confusion est un tableau de contingence confrontant les classes obtenues (colonnes) et les classes désirées (lignes) pour l'échantillon. Sur la diagonale principale on trouve donc les valeurs bien classées, hors diagonale les éléments mal classés, (Figure II.10).

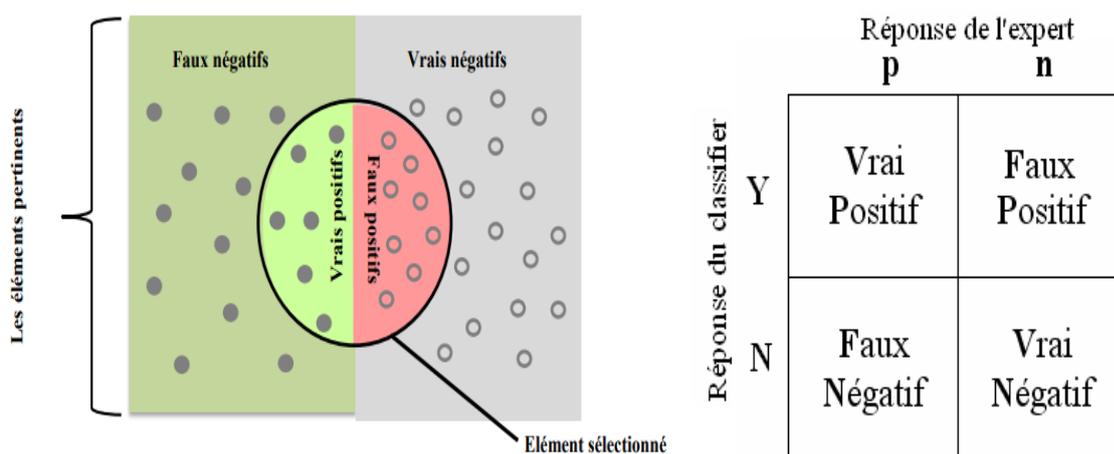


Figure II.10 : Matrice de confusion de deux classes.

- **La précision** représente le rapport entre le nombre des éléments pertinents retrouvés (vrais positifs), et le nombre des éléments sélectionnés (vrais positifs+ faux positifs), comme il est représenté sur la figure (II.11) à gauche, en d'autre terme c'est

la capacité du classifieur d'affecter le modèle à sa vraie classe (par exemple : le chiffre 3 appartient à la classe 3).

- **Le rappel** est défini par le rapport entre le nombre de vrais éléments reconnus (affectés à leurs vraie classe), et le nombre des éléments existant dans la base de données (les éléments pertinents c.à.d. les éléments de la classe), par exemple pour la classe de chiffre 3, c'est le nombre des caractères classifié comme étant 3 et qui sont des 3 par rapport au nombre total des éléments de la classe 3.



**Figure II.11** : Précision et rappel.

- Précision de la classification est la proportion d'exemples correctement classés.
- La sensibilité est le nombre d'exemples positifs détectés parmi tous les exemples positifs, par exemple la proportion de chiffre 3 correctement classifiés comme chiffre 3, C'est la même chose que le rappel

$$\frac{\text{Nombre des vrais positifs}}{(\text{Nombre des vrais positifs} + \text{Nombre des faux négatifs})}$$

- La spécificité est la proportion d'exemples négatifs détectés parmi tous les exemples négatifs.

$$\frac{\text{Nombre des vrais négatifs}}{(\text{Nombre des vrais négatifs} + \text{Nombre des faux positifs})}$$

- F-mesure est une moyenne harmonique pondérée de précision et de rappel.  $2 * \frac{\text{Précision} * \text{rappel}}{(\text{rappel} + \text{précision})}$  [14].

### II.6.2 La caractéristique de performance (Receiver Operating Characteristic)

La caractéristique de performance (ROC) , plus fréquemment désignée sous le terme (courbe ROC) (de l'anglais Receiver Operating Characteristic) pour caractéristique de fonctionnement du récepteur dite aussi caractéristique de performance d'un test ou courbe sensibilité/spécificité, est une mesure de la performance d'un classificateur binaire, c'est-à-dire d'un système qui a pour objectif de catégoriser des éléments en deux groupes distincts sur la base d'une ou plusieurs des caractéristiques de chacun de ces éléments [31].

Graphiquement, on représente souvent la mesure ROC sous la forme d'une courbe qui donne le taux de vrais positifs (fraction des positifs qui sont effectivement détectés) en fonction du taux de faux positifs (fraction des négatifs qui sont incorrectement détectés).

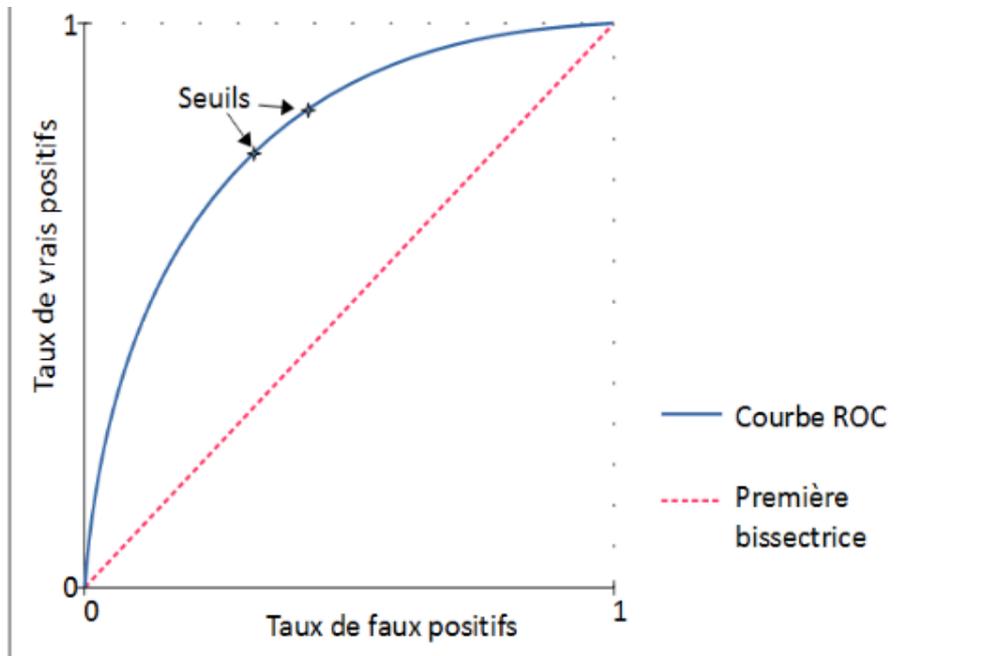


Figure II.12 : Courbe ROC.

## II.7 Conclusion

L'apprentissage artificiel est une étape indispensable pour tout système de reconnaissance ou de classification y compris les systèmes de reconnaissance de plaque d'immatriculation. Dans ce chapitre nous avons détaillé les différentes parties qui constituent un système de RPI, nous avons présenté les différentes approches de la classification les plus répandues dans ce domaine à savoir les SVM, KNN, PMC ainsi que la partie de l'évaluation de la classification. Dans le prochain chapitre ; nous allons implémenter ces étapes pour réaliser un système de RPI.

*Chapitre III*  
*Implémentation,*  
*Tests et Résultat.*

### III.1 Introduction

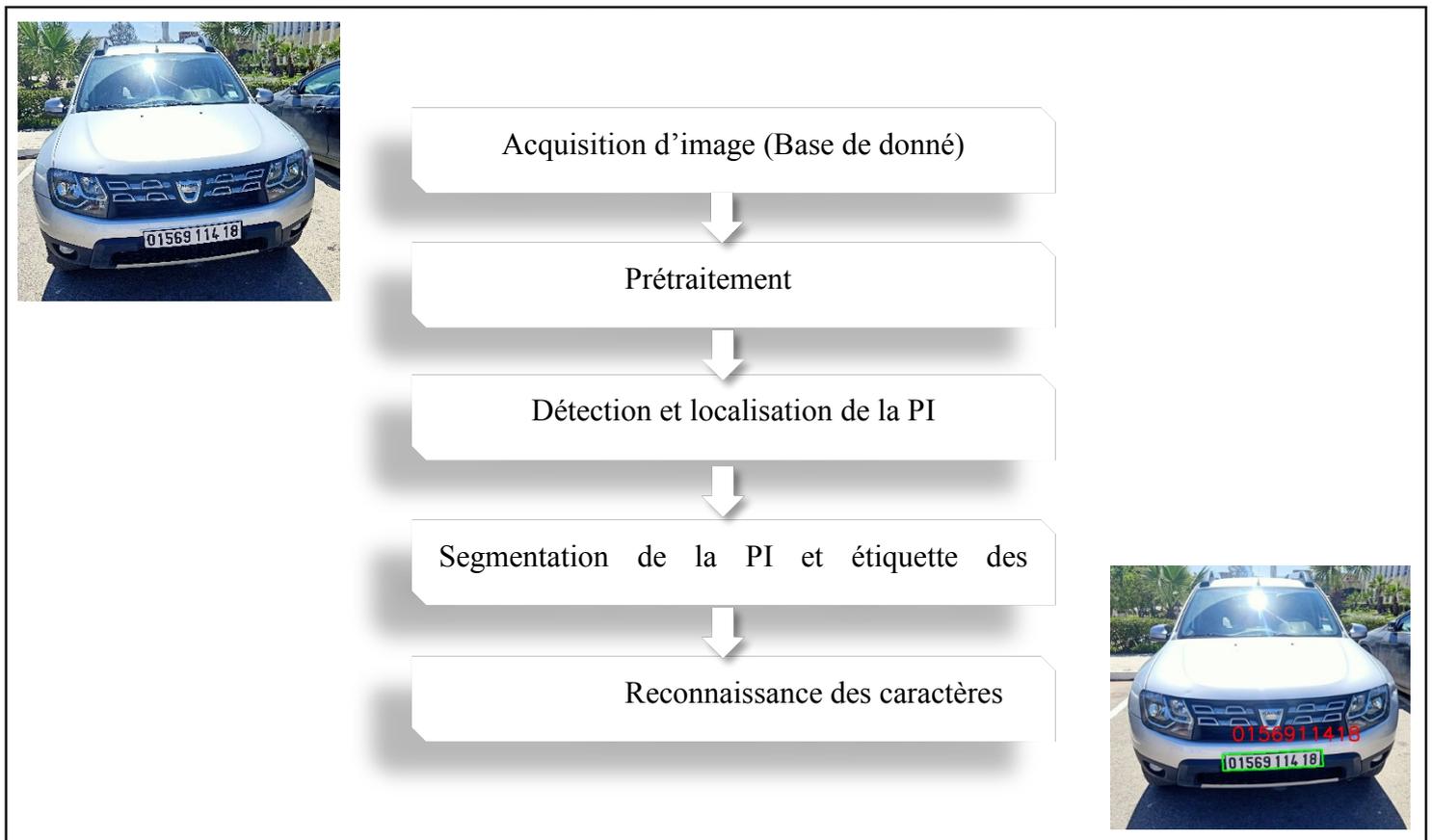
La RPI a été inventé en 1976 par la division du développement scientifique de la police britannique. Les systèmes prototypes fonctionnaient en 1979 et des contrats ont été passés pour la production de systèmes industriels, d'abord chez EMI Electronics, puis chez Computer Recognition Systems (CRS) à Wokingham, au Royaume-Uni.

La première arrestation faisant suite à la détection d'une voiture volée remonte à 1981 et le premier cas documenté du système de RPI ayant contribué à la résolution d'un meurtre a eu lieu en novembre 2005 [32].

Les systèmes de reconnaissance des plaques d'immatriculation (RPI) ont suscité beaucoup d'attention de la part des chercheurs. Avec la croissance rapide du nombre de véhicules, il est nécessaire d'améliorer les systèmes existants d'identification des véhicules. Un système entièrement automatisé est en demande afin de réduire la dépendance à la main-d'œuvre.

### III.2 Mise en situation

Le système conçu dans le cadre de ce projet consiste à développer un système de détection et reconnaissance des plaques d'immatriculation algériennes à partir des images ce système est composé des étapes suivantes : étape d'acquisition d'image, étape de prétraitement de l'image comprenant la conversion d'un format d'image en un autre, la troisième étape est la localisation et l'extraction de la plaque d'immatriculation, ainsi l'étape suivante est la segmentation et étiquetage des caractères de la PI . L'étape dernière consiste à identifier les caractères (figure III.1).



**Figure III.1 :** Les étapes de réalisation d'un système RPI.

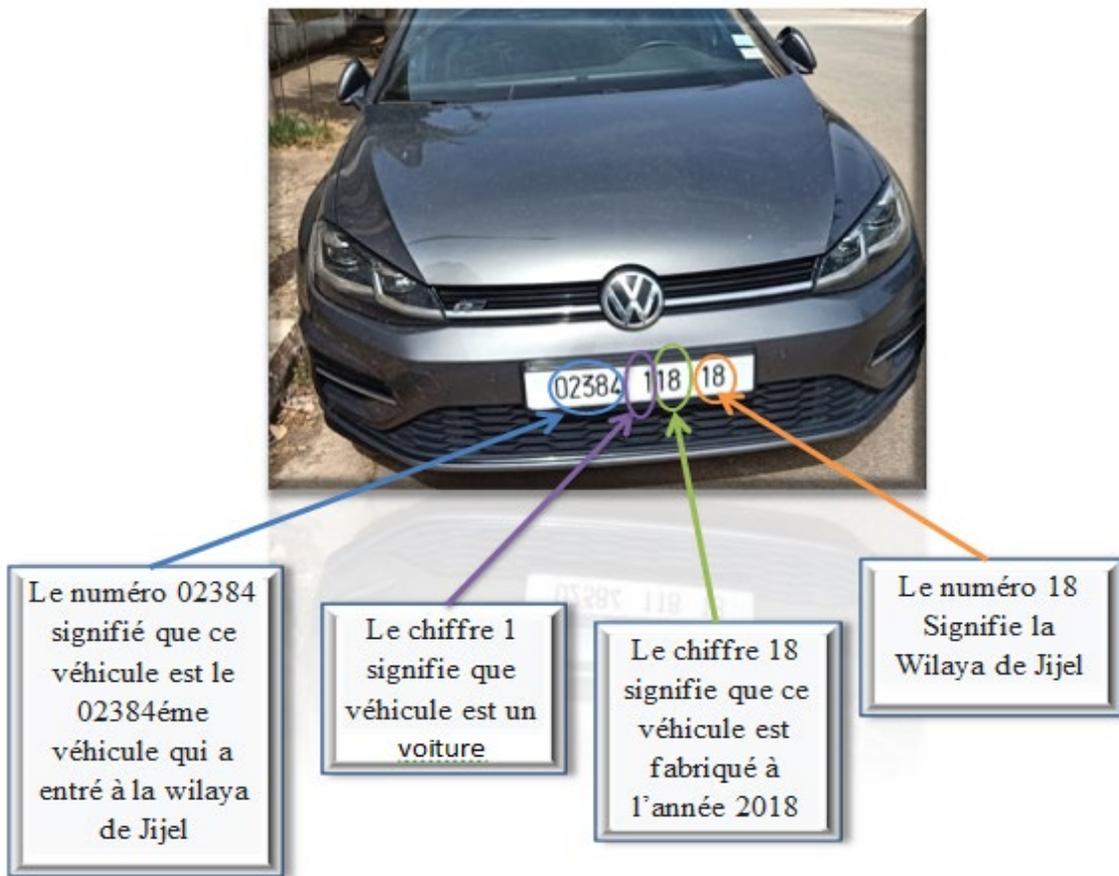
- **Caractéristiques des plaques d'immatriculation Algériennes**

Comme on intéresse aux plaques d'immatriculation algériennes, on commence par donner quelques règles de base pour les plaques d'immatriculation de véhicules en Algérie :

La plaque est composée de dix chiffres (de 00000 100 01 à 99999 399 48) désignant le numéro d'enregistrement du véhicule.

Commençant par la droite:

- Les deux premiers chiffres entre 01 et 48 correspondent à la wilaya.
- Les deux premiers chiffres (entre 00 et 99) parmi les trois chiffres qui sont au milieu de la plaque correspondent à l'année de fabrication de véhicule.
- Puis le 3<sup>em</sup> chiffre restant (il peut être 1 ou 2 ou bien 3) signifie le type de l'automobile : 1 pour les voitures, 2 pour les camions et 3 spécifié pour certaines marques de véhicules (par exemple : les marques express et J9).
- Les cinq derniers chiffres signifient le nombre des véhicules qui est entré dans la wilaya destinée, (Figure III.2).



**Figure III.2 :** Composantes de base d'une plaque d'immatriculation algérienne.

Toutes les plaques d'immatriculation Algérienne respectent les mêmes critères et qui sont mentionnés au tableau ci-dessous:

Critères	Epaisseur (mm)	Largeur (cm)	Longueur (cm)	Métal de fabrication	Couleur
plaques d'immatriculation	01	11	52	Aluminium	Blanc en avant et Jaune en arrière.

**Tableau III.1 :** Critères des plaques d'immatriculation Algérienne.

De nos jours, il existe de nombreux systèmes commerciaux pour l'identification de plaques d'immatriculation, tels que :

- Les Caméras de contrôle de vitesse (TarjetControle) qui sont en place aux Pays-Bas depuis 2002.
- Reconnaissance Adaptative de la Hongrie (Budapest Hongrie) pour le contrôle de trafic.
- Asia Vision Technology Ltd (Hong Kong).

- Les technologies AutoVu Inc (Amérique du nord).
- **Domaines d'utilisation de reconnaissance des plaques d'immatriculation**

Il existe beaucoup d'applications qui bénéficient de la reconnaissance des plaques d'immatriculation, nous citerons quelques-unes d'entre elles :

- a. Control d'accès : l'ouverture automatique d'une porte pour les membres agrès dans une zone de sécurité. Ce genre de système est mis en place pour aider les agents de sécurité. Les événements sont enregistrés sur une base de données et peuvent être utilisés pour rechercher l'historique des événements en cas de besoin.
- b. Control des frontières : le numéro de la voiture est enregistré à l'entrée ou à la sortie du pays, et utilisé pour surveiller les passages frontaliers. Chaque véhicule est enregistré dans une base de données centrale et lié à des informations supplémentaires telle que les données relatives aux passeports. Il est utilisé pour suivre tous les passages frontaliers.
- c. Vol de véhicules : le système est déployé sur le bord des routes, et réalise une comparaison en temps réel entre les véhicules qui passent et la liste des véhicules volés. Lorsqu'un correspondant est trouvé, une alerte est déclenchée pour l'arrêter.
- d. Code pénal de la route : le numéro de plaque est utilisé pour produire une amende de violation de vitesse ou de feux rouges. Le processus manuel de préparation d'une amende de violation est remplacé par un processus automatisé qui réduit les surcharges et les délais. Les amendes peuvent être consultées et payées en ligne [33].

#### **A. Base de données**

Nous avons créé une base de données adaptées aux besoins de notre application, La base contient 234 images divisée en partie, l'une contient 130 images pour la phase d'apprentissage et l'autre contient 104 images pour la phase de test comme il est indiqué sur le tableau III.2. Les images sont en format **JPEG**.



Figure III.3 : Images de la base de données.

## B. Environnement matériel

Afin de mener à bien ce projet, il a été mis à notre disposition un ordinateur Dell avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur : Intel(R) Core(TM) i3-3217U CPU @ 1.80GHz 1.80 GHz
- RAM : 4,00 Go
- Disque Dur : 500 Go
- Type de système : système d'exploitation 64 bit.
- OS : Microsoft Windows 8.1 Pro

## C. Environnement logiciel

### • Python

Il existe un très grand nombre de langages de programmation, chacun avec ses avantages et ses inconvénients. Il faut bien en choisir un. D'après les langages utilisés (orienté) pour le traitement d'images en trouve le MATLAB, C++, JAVA, PYTHON...etc.

Nous avons finalement décidé d'adopter Python dans notre projet, langage très moderne à la popularité grandissante.

Python est un langage portable, dynamique, extensible, gratuit, qui permet une approche modulaire et orientée objet de la programmation. Python est développé depuis 1989 par Guido van Rossum et de nombreux contributeurs bénévoles.

Les domaines d'application naturels de Python incluent entre autres:

- L'apprentissage de la programmation objet.
  - Les scripts d'administration système ou d'analyse de fichiers textuels.
  - Tous les développements liés à l'internet et en particulier au Web: scripts CGI, navigateurs Web, moteurs de recherche, agents intelligents, objets distribués...
  - L'accès aux bases de données (relationnelles).
  - La réalisation d'interfaces graphiques utilisateurs [34].
  - Le traitement des images (filtrage, segmentation ...etc.)
- **La bibliothèque OpenCV**

Pour ce qui concerne la partie de traitement d'images nous avons utilisé une bibliothèque appelée OpenCv (Open Source Computer Vision), comme son nom le suggère, OpenCv est une bibliothèque dédiée totalement à la vision par ordinateur ce qui signifie traitements des images, matrices, vidéos, ..., Données visuelles.

OpenCv est très fortement influencée par les avancées de la recherche dans ce domaine, car il s'agit de la bibliothèque d'INTEL c'est-à-dire : une bibliothèque créée « par des chercheurs, pour les chercheurs » en fin d'année 2010, elle a dépassé 3 millions de téléchargements. Le choix de cette bibliothèque c'est qu'elle est « gratuite », « libre » et « multiplateformes » et elle est utilisée en Java, C++ et Python, ce qui va nous permettre de l'utiliser aussi bien sous Windows, sous GNU/Linux OS [35].

#### **D. Besoins fonctionnels**

- Récupérer une séquence d'images contient des voitures
- Détecter la plaque d'immatriculation dans l'image
- Segmenter le matricule détecté en un ensemble de caractère (chiffre)
- Créer deux bases de données une pour l'apprentissage une autre pour le test
- Extraction des caractéristiques des caractères
- Appliquer un apprentissage artificiel pour la reconnaissance des chiffres
- Tester le système sur un nouveau matricule (détecter +segmenter + reconnaître)

### III.3 Implémentation

- **Acquisition d'images**

L'acquisition d'images est la première étape de tout système RPI et elle consiste à acquérir l'image à partir de laquelle la plaque d'immatriculation va être reconnue. Contrairement au reste des étapes, il ne nécessite presque aucun code à taper, mais il nécessite un bon appareil photo pour prendre des photos de haute qualité des voitures (figure III.4).



Figure III.4 : Canon Power Shot SX50 HS.



Figure III.5 : Exemple d'image d'entrée.

- **Prétraitement**

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation. Dans le traitement d'images, les images en niveaux de gris sont généralement utilisées en raison de leur plus grande simplicité par rapport aux images en couleur. Il suffit de transformer en niveaux de gris par l'instruction `cv2.COLOR_BGR2GRAY`. L'application de cette instruction sur l'image de la figure (III.5) produit en sortie l'image de la figure (III.6) suivante :



Figure III.6 : Image transformée en niveau de gris.

### III.3.1 Localisation

À l'étape 2 de RPI, nous ne nous intéressons qu'à la recherche des régions d'une image contenant des plaques d'immatriculation. Une fois que nous trouvons les régions de l'image qui contiennent des plaques d'immatriculation, nous pouvons ensuite prendre ces régions et les passer à l'étape 3 pour la segmentation des caractères individuels de la PI, suivie de l'étape 4 pour la reconnaissance réelle des caractères.

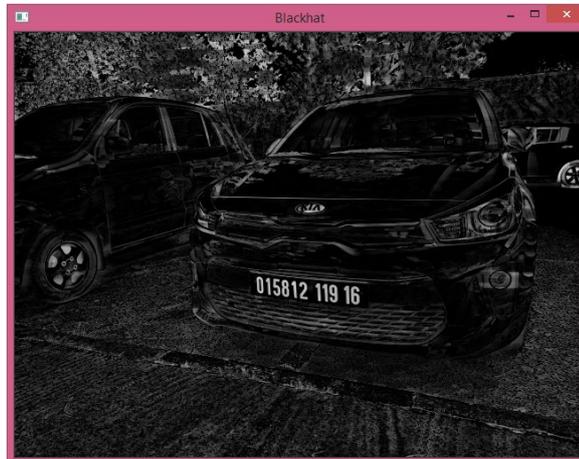
Lorsque nous regardons nos exemples d'images, nous remarquons immédiatement quelques propriétés d'image qui nous permettront de résoudre ce problème

- Le texte de la PI est toujours plus sombre (noir) que l'arrière-plan de la PI (blanc ou jaune). Le texte est normalement sombre et placé sur un fond clair pour assurer des niveaux de contraste élevés, afin que les policiers, les services d'urgence et les piétons puissent lire rapidement le texte.
- La PI elle-même est rectangulaire. Voir un rectangle implique que des méthodes telles que l'approximation de contour pourraient être utilisées et implique qu'on pourra explorer les propriétés des contours pour aider à résoudre le problème.
- La région de la PI est plus large que haute. Cela implique que nous pourrions appliquer la propriété de contour du rapport *aspect ratio* pour nous aider à trouver des régions profilées dans une image qui correspondent aux PI.

Pour localiser la plaque d'immatriculation dans une image nous avons procédé aux étapes suivantes :

- Initialiser les noyaux rectangulaires (*kernel*) et appliquer l'opération morphologique *blackhat* à l'image. Cette opération est utilisée pour révéler les zones sombres (c'est-

à-dire le texte de la PI) sur des arrière-plans clairs (c'est-à-dire la PI elle-même) (Figure III.7).



**Figure III.7 :** L'opération *blackhat*.

- Trouver des régions de l'image qui sont claires en appliquant l'opération de binarisation (seuillage) sur l'image (Figure III. 1).



**Figure III.8 :** Seuillage de l'image pour révéler des régions « claires ».

- Calcul du gradient selon la direction de x de l'image "*blackhat*", révélant des régions de l'image qui sont non seulement sombres sur un fond clair, mais contiennent également des changements verticaux du gradient, tels que les caractères de la PI ( Figure III. 2).



Figure III.9 : Calcul de gradient.

- Application d'un flou gaussien pour réduire le bruit puis une opération morphologique de fermeture pour combler les écarts (trous) dans la plaque et seuiller l'image en utilisant la méthode d'Otsu (Figure III. 3).



Figure III.10 : Seuillage par la méthode d'Otsu.

- Effectuer une série d'érosions et de dilatations sur l'image (Figure III. 4).

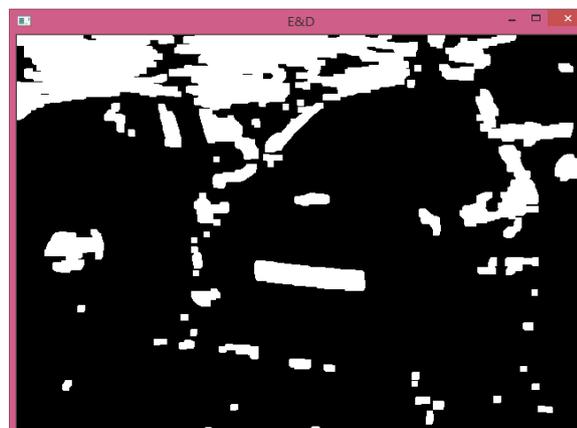


Figure III.11 : Opération morphologiques érosion et dilatation.

- Prendre le "AND" logique entre les régions "claires" de l'image (Figure III. 5).



**Figure III.12 :** Opération « AND » logique sur l'image seuillée, en gardant les régions claires.

- Trouver des contours dans l'image seuillée en appliquant la fonction « *findContours* » avec une vérification garantissant que la propriété de contour respecte la largeur et la hauteur minimales (qui dépend du PI dans l'image), ainsi qu'une vérification de la propriété de rapport *aspect ratio*. Le résultat final comme Suit :



**Figure III.13 :** Plaque d'immatriculation localisée.

### III.3.2 La segmentation de la plaque en caractère

La plaque une fois détectée, subira un ensemble de traitements dans le but de la segmenter en caractères isolés.

- La plaque est un peu déformée et asymétrique ce qui peut perturber non seulement la segmentation des caractères, mais également l'identification des caractères lorsqu'il s'agit d'appliquer l'apprentissage automatique plus tard. Pour réduire ce

problème nous appliquons une transformation perspective de la PI à fin d'obtenir une vue de 90 degrés.

- Extraire le composant Value de l'espace colorimétrique HSV et appliquer un seuillage adaptatif pour révéler les caractères de la plaque d'immatriculation.
- Effectuer une analyse des composants connectés et construire le masque d'étiquette pour afficher uniquement les composants connectés.
- Rechercher les contours dans le masque d'étiquette.
- Calculer le rapport *aspect ratio*, la solidité et la hauteur du composant et vérifier leurs valeurs.

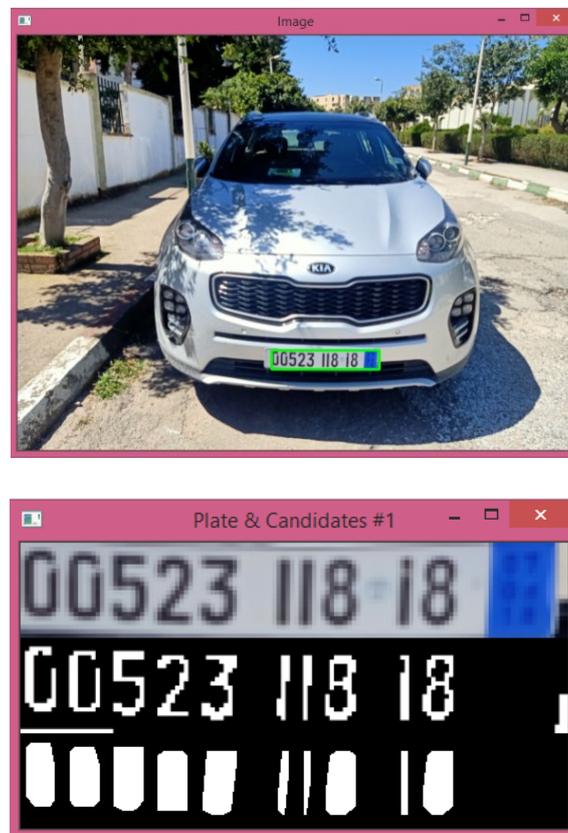


Figure III.14 : Résultats de la segmentation de la PI.

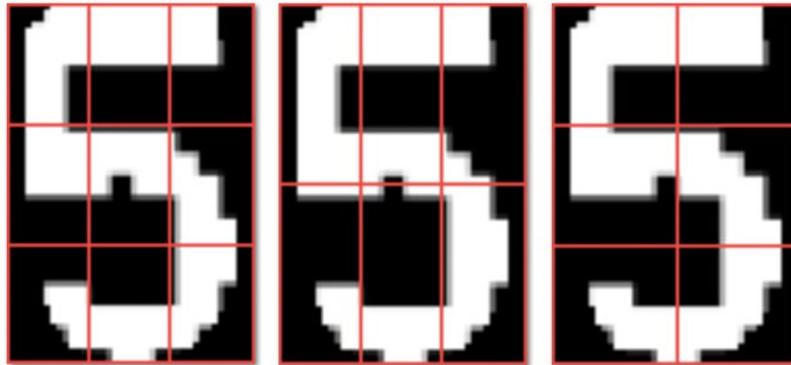
### III.3.3 Reconnaissance et classification

Après avoir segmenté les caractères des plaques d'immatriculation, nous avons utilisé le classifieur SVM pour reconnaître les caractères, en suivant la procédure suivante :

1. Diviser chaque caractère segmenté en blocs de différentes tailles.
2. Choisir la somme des pixels correspondant à 1 de chaque bloc en tant que caractéristique.

3. Utiliser le classifieur SVM pour reconnaître les caractères.

Étant donné que la forme de chaque chiffre est plus ou moins différente les unes des autres, nous avons d'abord divisé chaque caractère segmenté en différentes tailles de blocs : 5x5, 5x10, 10x5 et 10x10 (figure III.15). Pour chacun de ces blocs, le rapport entre les pixels de valeur 1 (c'est-à-dire le caractère seuillé) et le nombre total de pixels dans chaque bloc est calculé. Ces rapports sont collectés et renvoyés en tant que vecteur de caractéristiques final.



**Figure III.15** : Exemple de division en blocs de différentes tailles.

Enfin, nous avons utilisé la machine à vecteurs de support (SVM) pour reconnaître à quel chiffre appartiennent les caractéristiques de chaque caractère d'entrée.

#### III.4 Analyse des résultats et discussions

Pour la reconnaissance des chiffres de la plaque d'immatriculation ; nous avons réalisé les étapes suivantes :

- Regrouper un ensemble d'apprentissage qui contient des chiffres de 0 à 9 composants des matricules de cet ensemble.
- Puis affecter à chaque chiffre son étiquette réelle qui n'est autre que le chiffre correspondant lui-même. L'affectation des étiquettes (chiffres) est réalisé manuellement (figure III.16) et un échantillon des résultats obtenus est représenté sur la figure (III. 17).

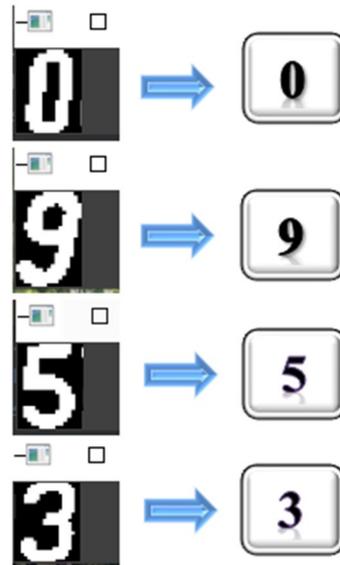


Figure III.16 : Création des étiquettes de chaque chiffre.

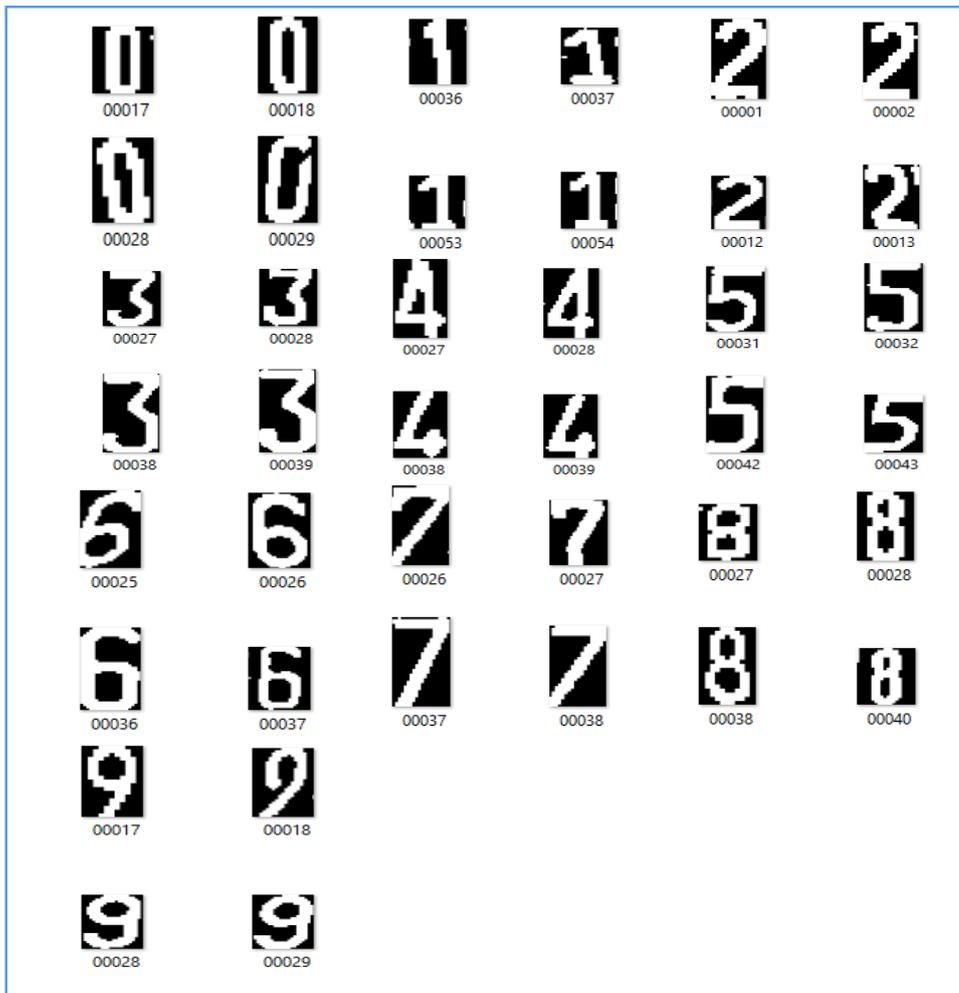


Figure III.17 : Chiffres collectés.

- **Tester le système**

Après avoir localiser le matricule et segmenter chaque caractère de l'ensemble de test; on fait extraire les caractéristiques de chaque chiffre segmenté pour avoir un vecteur de caractéristiques qui sert comme entrée pour le classifieur SVM entraîné déjà sur le groupe d'apprentissage (figure III.18).



**Figure III.18** : Exemples de la reconnaissance d'une PI.

Comme expliqué dans le début de ce chapitre, pour évaluer ce travail, nous avons créés une base de données qui contient 234 images des plaques d'immatriculations divisée en groupe de 130 images pour la phase d'apprentissage et 104 images pour les phases de test comme il est indiqué sur le tableau (III.2).

<b>Nombre de plaques</b>										
Classes (Chiffres)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Nombre d'images d'apprentissage (130)	265	359	102	84	62	49	52	70	197	60
Nombre d'images de test (104)	214	332	79	59	47	29	50	38	153	39
Total (234)	479	691	181	143	109	78	102	108	350	99

**Tableau III.2** : Description de la base de données.

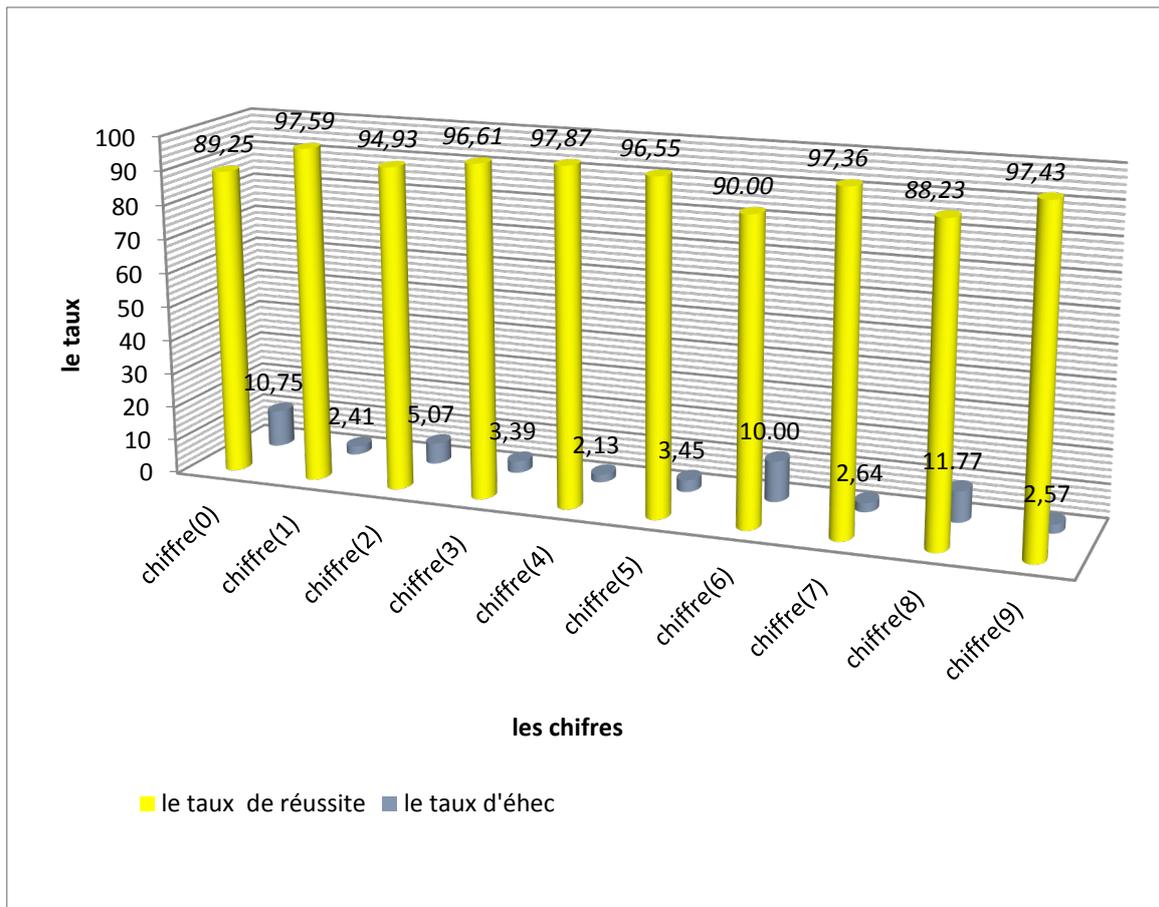
Pour évaluer la précision du système, nous avons utilisé la matrice de confusion pour estimer le taux d'erreur de la reconnaissance pour chaque chiffre.

		Classe réel									
		classe	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Classe estimée	0	191	2	0	0	0	0	0	0	5	1
	1	0	324	4	1	0	1	0	0	2	0
	2	1	1	75	0	0	0	0	0	0	0
	3	0	0	0	57	0	0	0	0	0	0
	4	1	0	0	0	46	0	0	0	0	0
	5	1	1	0	1	0	28	1	0	0	0
	6	3	1	0	0	0	0	45	0	10	0
	7	0	0	0	0	0	0	0	37	0	0
	8	12	3	0	0	1	0	4	0	135	0
	9	5	0	0	0	0	0	0	1	1	38
total		214	332	79	59	47	29	50	38	153	39

Tableau III.3 : Matrice De Confusion Pour Le Test.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	
0	89.25	0.60	0	0	0	0	0	0	3.26	2.56	%
1	0	97.59	5.07	1.69	0	3.44	0	0	1.30	0	%
2	0.47	0.31	94.93	0	0	0	0	0	0	0	%
3	0	0	0	96.61	0	0	0	0	0	0	%
4	0.47	0	0	0	97.87	0	0	0	0	0	%
5	0.47	0.30	0	1.69	0	96.55	2.00	0	0	0	%
6	1.40	0.30	0	0	0	0	90.00	0	6.53	0	%
7	0	0	0	0	0	0	0	97.36	0	0	%
8	5.60	0.99	0	0	2.13	0	8.00	0	88.23	0	%
9	2.33	0	0	0	0	0	0	2.64	0.65	97.43	%
	10.75	2.41	5.07	3.39	2.13	3.45	10.00	2.64	11.77	2.57	%

Tableau III. 4 : Taux d'erreur des différentes classes.



**Figure III.19 :** Taux de classification et Taux d'erreur des chiffres.

Durant ce travail. Nous avons pu arriver aux remarques suivantes :

- Les plaques d'immatriculation possèdent deux propriétés principales qui devraient contribuer à l'amélioration des performances des systèmes de la détection. Premièrement, les couleurs possibles d'une plaque de véhicule sont limitées. Deuxièmement, le nombre de caractères dans une plaque d'immatriculation est fixé. Ces deux dernières propriétés sont différentes d'un pays à l'autre, les systèmes de détection de plaques d'immatriculation sont spécifiques et adaptés au pays où ils sont installés et utilisés. Ces propriétés sont très utiles pour réaliser la segmentation de la plaque. D'autre part, nous avons imposé le nombre de chiffre à 10 sinon ça peut donner des fausses identifications (figure III.20).
- La taille petite des segments ou la qualité faible des images capturées (flou) peut entraîner des fausses identifications. Une des solutions est de capturer des images à haute résolution ce qui va entraîner des coûts supplémentaires de calcul, ou de faire des captures très proches à la voiture pour avoir des images de plaques plus grandes

- Les seuils utilisés concernant les rapports « hauteur chiffre/largeur chiffre » et « hauteur plaque / largeur plaque » peuvent entraîner soit des fausses détections soit des chiffres non détectés donc. La solution est de faire exécuter le programme plusieurs fois en modifiant à chaque fois les seuils et les valeurs des paramètres utilisés pour avoir les meilleurs résultats.
- Les chiffres doivent être écrits avec le même format (police) en respectant certain espacement entre les chiffres sinon le résultat peut être dégradé puisque le système n'est pas entraîné sur de telles formes (cas de la figure III.21)
- En examinant la matrice de confusion, nous pouvons conclure que le taux d'erreur est élevé pour le cas de 0 avec 6 et 0 avec 8 cela est dû à la similarité de la forme numérique de ces chiffres.



**Figure III.20 :** Cas d'un matricule de 11 chiffres.



**Figure III.21 :** Cas d'un format inconnu dans la base d'apprentissage avec peu d'espacement.

### III.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la démarche suivie pour implémenter un système de reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation algériennes. Nous avons présenté séparément, par la suite, les résultats obtenus pour les trois modules : localisation, segmentation et reconnaissance. Enfin, nous avons fait une analyse et discussion des résultats obtenues en présentant les problèmes rencontrés et les solutions proposés pour améliorer le travail.

# *Conclusion générale*

## **Conclusion générale**

Ce mémoire a pour but de développer un Système de Reconnaissance Automatique de Plaque d'Immatriculation (RPI). Ce système reçoit une image de véhicule, la traite et l'analyse au moyen de plusieurs techniques de vision par ordinateur et un algorithme d'apprentissage artificiel SVM et, enfin, il identifie la plaque d'immatriculation de la voiture apparaissant dans l'image.

Ce système a atteint son objectif grâce à la bonne conception et mise en œuvre de chacune des différentes étapes qui le composent. Ces étapes sont l'acquisition d'images, la segmentation d'image, la détection de plaques d'immatriculation, la segmentation de plaques d'immatriculation et la reconnaissance de chiffres.

Il a fallu dans un premier temps se renseigner sur les notions de base qui représente l'image et ses caractéristiques puis la compréhension de différentes techniques de traitement d'images et leurs opérateurs pour la détection et la segmentations des plaques d'immatriculation.

Après surligner quelque notion de bases, on s'est intéressé aux étapes nécessaires pour réaliser le système de reconnaissance de matricule avec plus de détails sur l'apprentissage artificiel et les différents algorithmes les plus couramment utilisés lors de la reconnaissance des chiffres.

La dernière étape, nous avons présenté l'implémentation des différentes étapes qui forment le système avec les résultats obtenus pour chaque phase. L'implémentation a été appliquée sur une base de données que nous avons créée et qui contient de 234 image d'automobile algérienne

Les résultats obtenus ont montré l'efficacité des méthodes utilisées dans les différentes phases que ce soit pour la détection de la plaque par des simples techniques de traitement d'images, ou pour la segmentation des chiffres de la plaque jusqu'à l'identification des chiffres constituant le matricule en utilisant l'extraction des caractéristiques des chiffres segmentés et la classification par la méthode SVM.

Les résultats de reconnaissance obtenus montrent l'impact de plusieurs facteurs pour avoir une bonne localisation de la plaque et une bonne reconnaissance des chiffres de la plaque lui-même, dont on peut citer les suivants : Le bon éclairage au moment de la capture, les normes qui doivent être respectés pour la construction de la plaque, le choix des bons

facteurs et des bons seuils pour les algorithmes de segmentation et de détection de contours.

Des difficultés et obstacles ont été rencontrés durant les différentes étapes de notre travail, qui ont un petit peu freiné notre accès à une meilleure version et application du système, parmi ces problèmes nous citons :

- Des objets qui cachent une partie de la plaque, bien souvent, une barre de remorquage, ou la saleté sur la plaque ou des chiffres altérés.
- La mauvaise résolution de l'image, soit parce que la plaque est trop loin ou parfois résultant de l'utilisation d'une caméra de mauvaise qualité.

Ce travail nous a été très bénéfique car il nous a permis de maîtriser des outils très importants dans les dernières années (python ; OpenCV) comme c'est une bonne occasion pour réaliser un travail concret, avec des objectifs clairs et bien définis.

A l'issue des travaux menés dans le cadre de ce mémoire, nous citons quelques perspectives qui peuvent être réalisées:

- Utilisation des méthodes plus performantes pour la localisation des plaques d'immatriculation : *deep learning*
- Appliquer le système en temps réel : vidéo

## **Bibliographie**

[01] : L. Laouamer, « Approche Exploratoire Sur La Classification Appliquée Aux Images », Université Du Québec,2006,pp 10.

[02] : Philippe Bolon, Jean-Marc Chassery, Jean-Pierre Cocquerez, Didier Demigny, Christine Grafigne, et al... « Analyse d'images : Filtrage et segmentation ». Jean-Pierre Cocquerez; Sylvie Philipp. MASSON, 1995, Enseignement de la physique.

[03] : T. Mohamed, D. Djafar, « la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs c niveaux d'abstraction pour la recherche d'images », Université kasdi merbalh ouargla.2013.

[04] : C. Taouciffi, « Implémentation d'un Environnement Parallèle pour la Compression d'Images à l 'aide des Fractales », Université Mentouri Constantine, 2005.

[05] : S. Benfriha & A. Hamel, « Segmentation d'image par Coopération région-contours », Université KasdiMerbah-Ouargla.2016

[06] : Che-Yen Wen, Chun-Ming Chou, « Color Image Models and its Applications to Document Examination», Forensic Science Journal. pp. 23- 32 .Vol. 3(1). 2004.

[07] : K.N. Plataniotis and A.N. Venetsanopoulos, « Color Image Processing and Applications», Springer- Verlag, February 18, 2000.

[08] : <http://www.colorbasics.com/ColorSpace/>

[09] : Wikipédia site web.

[10] : J.-P. Cocquerez And S. Philipp,1995, « Analyse d'Images : filtrage et segmentation », Masson.

[11] : A. Bitam, « Analyse et segmentation d'images multi-spectrales : Application aux images MSG ». Thèse de doctorat. UMMTO, 2013.performance evaluation *Journal of Electronic Imaging*, vol. 13, n° 1, 2003, pp. 146–165.

[12] : M. Sandeli. 2014 « Traitement d'images par des approches bio-inspirées », Thèse de magister, Université Constantine 2.

[13] : A. Chhayder, Imene Belhadj Mohamed, « Système de Reconnaissance Automatique des Plaques Minéralogiques », 5th International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, TUNISIA, March 22-26, pp.3, 2009.

- [14] : B. Saïd, « Modèle basé sur le filtre de Deriche et sur la Transformée de Hough en Reconnaissance des formes, Application à la vision robotique », UNIVERSITE MOULOUD MAMMARI, TIZI-OUZOU, 2010
- [15] : <http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/hysteresis/principe.html>.
- [16] : <http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/hyste-dyn/node3.html>.
- [17] <https://deepomatic.com/fr/quest-ce-que-la-reconnaissance-dimage>
- [18] : L. Sanchez, «Automatic Number Plate Recognition System Using Machine Learning Techniques», CRANFIELD UNIVERSITY, 2017–2018
- [19] : M. W. Ashour, M. F. Hussin, and K. M. Mahar, «Supervised texture classification using several features extraction techniques based on ANN and SVM in Computer Systems and Applications», 2008. AICCSA 2008. IEEE/ACS International Conference on, 2008, pp. 567-574.
- [20] : H. Park and K. R. Park, «Iris recognition based on score level fusion by using SVM», Pattern Recognition Letters, vol. 28, pp. 2019-2028, 2007.
- [21] : O. AKACEM et N. RAHMANI, « Système de reconnaissance des plaques d'immatriculation Algérienne », Mémoire De Master informatique, Réseaux et Systèmes Intelligents, Département des Mathématiques et Informatique, Université d'Adrar, 2015.
- [22] : R. Rakotomalala. « Arbres de décision ». Revue Modulad, 33 :163–187, 2005
- [23] : P. Comon, « Classification supervisée par réseaux multicouches », Trait. Signal, vol. 8, no 6, pp. 387 407, 1991.
- [24] H. Bhavsar et A. Ganatra, «A comparative study of training algorithms for supervised machine learning», Int. J. Soft Comput. Eng. IJSCE, vol. 2, no 4, p. 2231 2307, 2012.
- [25] : B. El Kessab, C. Daoui, et B. Bouikhalene, « Moroccan-style PlateS Recognition Based on Support Vectors Machines », 2015.
- [26] : F. ZAIZ, « Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes », Mémoire de magister en Informatique, Intelligence Artificielle et Systèmes Distribués, Université Mohamed Khider – BISKRA, 16
- [27] : I. Elouariachi, « Extraction des descripteurs en utilisant la théorie des moments : Application A la reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules », Mémoire de Master Sciences et Techniques Systèmes Intelligents & Réseaux, , Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Maroc, 2016.

- [28] : B.V .Dasarathy , «Nearest Neighbour (NN) norms: NN Pattern Classification Technique». IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA, 1991.
- [29] : Perny, .P, « Multicriteria filtering methods based on concordance and nondiscordance principles». Annals of Operations Research.
- [30] : M. Benhabiles, C. Boudjaoui, « Classification des Images par les Motifs Binaires Locaux (LBP) », Mémoire de Master Electronique des Systèmes Embarquées, Département d'Electronique, Université de jijel,2017.
- [31] : M. Maradj, « Extraction d'Objets en Mouvement dans les Séquences Vidéo par Mélange de Gaussiennes », Mémoire de Magister Electronique des Signaux et Image, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf,2018.
- [32] : Moharil, Bhupendra, et al.«An efficient approach for automatic number plate recognition system using quick response code», IJCSIT 2012.
- [33] : H. ANOUAL, « Détection et Localisation de texte dans les images de scènes naturelles : Application à la détection des plaques d'immatriculation marocaines », thèse de Doctorat, UFR Informatique et Télécommunications, Faculté des Sciences Rabat, Université Mohammed VAgdal, 14 Juillet 2012.
- [34] : <https://www.journaldunet.fr/web-tech/dictionnaire-du-rrebrmasterin-123287-gui-graphical-user-interface-definition-traduction/>
- [35] : S. Abdelbaki & O. Yacine, « Détection et suivi d'objets mobiles. Application dans un environnement de foule ».