

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
Université 8Mai 1945 – Guelma
Faculté des sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et Télécommunications



**Mémoire de fin d'étude
pour l'obtention du diplôme de Master Académique**

Domaine : **Sciences et Technologies**
Filière : **Electronique**
Spécialité : **Instrumentation**

Reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation

Présenté par :

TOUAMRIA KHALID

Sous la direction de :

-----MENASRIA AZZEDDINE-----

Juillet 2019

Dédicaces

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

*A ma sœur et mon frère 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.

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 a nos
enseignants ; sans oublier aussi leurs conseils permanents,
leur orientations efficaces 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.**

Résumé

La reconnaissance des plaques d'immatriculation (RPI) est devenue très important dans notre vie quotidienne en raison de la croissance illimitée des voitures et des systèmes de transports, ce qui rend impossible la gestion et la surveillance de nombreux domaines, tel que la sécurité routière, la gestion des parkings, la poursuite des criminels. Dans ce mémoire nous présenterons un système de RPI Algériennes. Comme tout système de RPI nous allons passer par un ensemble d'étapes, nous commençons d'abord par capturer l'image de véhicule, et en la convertissant en une image au niveau de gris, puis en effectuant une méthode de détection de contours, Les numéros de la plaque d'immatriculation sont ensuite extraits à l'aide du processus de segmentation afin d'être analysés par un système de reconnaissance de caractères en basant essentiellement sur une méthode de corrélation qui permet la comparaison entre les données obtenues et les données stockées dans leur base de données afin d'arriver à un meilleur résultat le plus rapidement possible.

Abstract

License Plate Recognition (LPR) has become very important in our daily lives due to the unlimited growth of cars and transportation systems, making it impossible to manage and monitor many areas by humans, such as road safety, car park management, prosecution of criminals. In this thesis we will present an Algerian LPR system. Like any LPR system we will go through a set of steps, we start firstly by capturing the vehicle image, and converting it to a grayscale image, then performing an edge detection method, The license plate numbers are then extracted using the segmentation process to be parsed by a character recognition system, based primarily on a correlation method that allows for comparison between the data obtained and the data stored in their database in order to arrive at a better result as quickly as possible.

ملخص

أصبح التعرف على لوحات ترخيص السيارات أمرا مهما للغاية في حياتنا اليومية و ذلك راجع للنمو الغير محدود للسيارات و أنظمة النقل، مما يجعل من المستحيل إدارة و مراقبة العديد من المجالات، مثل السلامة على الطرق ، إدارة مواقف السيارات و ملاحقة المجرمين، ومن هنا نقدم في مذكرتنا نظام للتعرف على لوحة ترخيص السيارات الجزائرية، حيث نمر

بمجموعة من الخطوات، نبدأ أولاً بالتقاط صورة المركبة و تحويلها إلى صورة ذات مستوى رمادي، ثم نقوم بتنفيذ طريقة اكتشاف الحواف، حيث يتم استخراج أرقام لوحة الترخيص باستخدام عملية التجزئة ليتم تحليلها بواسطة نظام التعرف على الأحرف، مستندة أساساً على طريقة الارتباط التي تتيح المقارنة بين البيانات التي تم الحصول عليها و البيانات المخزنة في قاعدة البيانات الخاصة بهم و ذلك من أجل التوصل إلى نتيجة أفضل في أسرع وقت ممكن.

LISTE DES FIGURES

Figure	Nom de figure	Page
Figure I.1	Quelques exemples de formes	2
Figure I.2	Système de reconnaissance des formes	4
Figure I.3	Etapas de classification	7
Figure I.4	Etape d'apprentissage du Méthode_de correspondance de modèle et de corrélation	9
Figure I.5	Phase de la classification du Méthode_de correspondance de modèle et de corrélation	9
Figure I.6	Le processus de numérisation des images effectué à l'aide de la convolution	11
Figure I.7	Numérisation de l'image a l'aide de convolution	12
Figure I.8	Séparation des bonnes propriétés et de mauvaises propriétés	12
Figure I.9	Classification supervisé	13
Figure I.10	Les méthodes utilisées pour distinguer les modèles statistiques	14
Figure I.11	Composants de réseau de neurone artificiel	16
Figure II.1	Voiture dépassant la limite de vitesse	21
Figure II.2	Voiture dans un parking	22
Figure II.3	Voiture au péage	22
Figure II.4	Voiture au poste frontière	23
Figure II.5	Schéma de plaque d'immatriculation: AAA 111	23
Figure II.6	Schéma de plaque d'immatriculation: AA 111 AA	23
Figure II.7	Schéma de plaque d'immatriculation: AA 11111	23
Figure II.8	Schéma de plaque d'immatriculation: AAA 1111 and 1111 AAA	23
Figure II.9	Schéma de plaque d'immatriculation: AA/11-AA-11	24
Figure II.10	Schéma de plaque d'immatriculation: AA 1111	24
Figure II.11	Schéma de plaque d'immatriculation: AA 11 AAA	24
Figure II.12	Schéma de plaque d'immatriculation: AA AA 111	24
Figure II.13	Schéma de plaque d'immatriculation: 11-A-111111	24
Figure II.14	Schéma de plaque d'immatriculation: AA 1111 AA	24
Figure II.15	Schéma de plaque d'immatriculation: 111 AAA	24
Figure II.16	Schéma de plaque d'immatriculation: 1 AA 1111	24

Figure II.17	Schéma de plaque d'immatriculation: 11111 111 11.	25
Figure II.18	Les étapes d'un système RPI	25
Figure II.19	Types de réflexions	26
Figure II.20	Image obtenue avec une caméra infrarouge	26
Figure II.21	Image prise avec appareil photo HR	27
Figure II.22	Image numérique 2 dimension	27
Figure II.23	Image RVB, $M * N * 3$	28
Figure II.24	Image avant et après la conversion	28
Figure II.25	Les techniques de filtrages	29
Figure II.26	Les types des filtres	30
Figure II.27	Filtrage par filtre Median	31
Figure II.28	Filtrage par filtre Moyenneur	32
Figure II.29	Filtrage par filtre Gaussien	33
Figure II.30	Filtrage par filtre de Wiener	34
Figure II.31	Conversion en image binaire	35
Figure II.32	Les méthodes de détection de contours	37
Figure II.33	Exemples de connectivité de pixels	41
Figure II.34	Utilisation des méthodes de profils de projection	42
Figure III.1	Plaque d'immatriculation algérienne	46
Figure III.2	Organigramme du système de RPI	47
Figure III.3	Image originale	47
Figure III.4	Conversion l'image en niveaux de gris	48
Figure III.5	Filtrage d'image	48
Figure III.6	Binarisation d'image	49
Figure III.7	Détection des contours	49
Figure III.8	Algorithme de localisation de la plaque	50
Figure III.9	Localisation de la plaque	51
Figure III.10	Extraction de plaque d'immatriculation	51
Figure III.11	Suppression les objets indésirables	52
Figure III.12	Remplissage les objets trouvés	52
Figure III.13	Segmentation de la plaque	52
Figure III.14	Redimensionnement	52

Figure III.15	Algorithme de reconnaissance de caractères	53
Figure III.16	Modèles utilisés pour la correspondance de modèles	54
Figure III.17	Résultat final	54

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Nom de tableau	Page
Tableau II.1	Explication Filtrage médian	30
Tableau II.2	Avantages et inconvénients de méthodes d'extraction de la PI	40
Tableau II.3	Avantages et inconvénients méthodes de segmentation de la PI	43
Tableau III.1	Exemple de reconnaissance des plaques d'immatriculation	55
Tableau III.2	Comparaison d'autres résultats expérimentaux	57

TABLE DE MATIERE

LISTE DE FIGURES	I
LISTE DES TABLEAUX.....	III
Sommaire.....	IV

INTRODUCTION GENERALE

1. INTRODUCTION	1
-----------------------	---

CHAPITRE I

LA RECONNAISSANCE DES FORMES

I.1 INTRODUCTION	2
I.2 QU'EST CE QU'UNE FORME.....	2
I.3 DEFINITION DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES	2
I.4 D'AUTRES DEFINITIONS	3
I.5 SYSTEME DE RECONNAISSANCE DES FORMES :	4
I.5.1 Monde physique	4
I.5.2 Acquisition.....	5
I.5.3 Prétraitement	5
I.5.4 Segmentation	5
I.5.5 Extractions de primitives	6
I.5.6 Classification :	6
I.6 METHODES DE RECONNAISSANCE DES FORMES	8
I.6.1 Méthode de correspondance de modèle	9
I.6.2 Méthode statistique	12
I.6.3 Approche syntaxique et structurelle.....	14

I.6.4	Approche de réseaux de neurones	15
I.7	APPLICATION DE RECONNAISSANCE DE FORMES	16
I.8	CONCLUSION	19

CHAPITRE II

RECONNAISSANCE DES PLAQUES D'IMMATRICULATION

II.1	INTRODUCTION	20
II.2	HISTORIQUE DU DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTEME DE RECONNAISSANCE DE LA PLAQUE D'IMMATRICULATION	20
II.3	ELEMENTS D'UN SYSTEME TYPIQUE DE RPI.....	20
II.4	DOMMAINE D'APPLICATION DU SYSTEME DE RPI	21
II.4.1.	Application de la loi	21
II.4.2.	Accès au Parking	22
II.4.3.	Barrières de péage automatiques	22
II.4.4.	Passage aux frontières.....	22
II.5	LES DIFFERENTES FORMES D'IMMATRICULATION DANS LE MONDE	23
II.6	LES ETAPES D'UN SYSTEME DE RPI	25
II.6.1.	Acquisition d'image	25
II.6.1.1.	Utiliser une caméra infrarouge	26
II.6.1.2.	Utilisation d'un appareil photo numérique haute résolution (HR).....	26
II.6.2.	Prétraitement	27
II.6.2.1.	Conversion d'image Rouge, Verte, Bleu (RVB) en niveaux de Gris	27
II.6.2.2.	Filtrages d'images.....	29
II.6.2.3.	Binarisation d'image	34
II.6.2.4.	Détection de contours	36

II.6.3. Extraction des plaques d'immatriculation (PI).....	37
II.6.3.1. Extraction selon l'information de contour	38
II.6.3.2. Extraction selon l'information globale de l'image	38
II.6.3.3. Extraction selon les caractéristiques de texture	38
II.6.3.4. Extraction selon les caractéristiques de couleur	39
II.6.3.5. Extraction selon les caractéristiques de caractère.....	39
II.6.3.6. Extraction selon la combinaison de caractéristiques	40
II.6.3.7. Avantages et inconvénients de chaque classe de méthodes d'extraction de la PI ...	40
II.6.4. Segmentation des plaque d'immatriculation	41
II.6.4.1. Utilisation de la connectivité en pixels	41
II.6.4.2. Utilisation de profils de projection	41
II.6.4.3. Segmentation selon la connaissance préalable des caractères.....	42
II.6.4.4. Segmentation à l'aide de contours de caractères.....	42
II.6.4.5. Segmentation à l'aide de combinaison de caractéristiques.....	43
II.6.4.6. Avantages et inconvénients de chaque classe de méthodes de segmentation de la PI.....	43
II.6.5. Reconnaissance de caractères.....	44
II.6.5.1. Utiliser des données brutes.....	44
II.6.5.2. Reconnaissance de caractères à l'aide d'extraction de caractéristiques	44
II.7 CONCLUSION	44

Chapitre III

APPLICATION A LA RECONNAISSANCE DES PLAQUES D'IMMATRICULATION ALGERIENNES

III.1 INTRODUCTION	46
--------------------------	----

III.2	PLAQUE D'IMMATRICULATION ALGERIENNE	46
III.3	LE SYSTEME DE RPI PROPOSE	46
III.4	RESULTATS EXPERIMENTAL	55
III.5	CONCLUSION	56

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION ET PERCPECTIVES :	58
BIBLIOGRAPHIE		59

Introduction
générale

INTRODUCTION GENERALE

À la fin du XXe siècle, le monde a connu une croissance démographique accompagnée d'un niveau économique élevé et d'un pouvoir d'achat accru des particuliers, ce qui a conduit à une augmentation du nombre de voitures achetées par des personnes en plus des véhicules de transport en commun, ce qui a entraîné l'apparition de nombreuses difficultés. Avec ce grand nombre de voitures, ce qui nécessite une base de données spéciale pour faciliter le processus d'accès aux informations permettant de connaître les voitures et leurs propriétaires, avec précision et rapidité. Ces facteurs et d'autres ont conduit à un besoin urgent d'un système automatisé capable de détecter les plaques d'immatriculation des voitures. Ceci est dû à la difficulté de gérer manuellement le grand nombre de voitures, car cela demande beaucoup de temps et d'efforts, un travail ardu ainsi qu'une faible efficacité. En plus de l'inexactitude des informations obtenues, ce système de détection aide les personnes à détecter automatiquement la plaque d'immatriculation sans intervention ni supervision humaine directe. Ainsi que pour surveiller le trafic et le suivi des voitures volées, et est utilisée dans les portails électroniques pour s'ouvrir automatiquement aux membres autorisés aux zones aménagées et au contrôle des frontières. Par conséquent, il existe une grande tendance mondiale au cours des deux dernières décennies à proposer et développer des techniques automatisées dans le but de détecter et d'identifier les plaques d'immatriculation de voiture utilisant des systèmes automatisés et des systèmes robotiques.

Le plan de notre travail est le suivant :

Le premier chapitre, on présente une description sur le domaine de reconnaissance des formes ainsi qu'on rappelle de la composition du système de reconnaissance de formes (RF), les méthodes de RF, les champs associés de la RF et ses applications.

Le deuxième chapitre, sera consacré au système de reconnaissance de la plaque d'immatriculation (RPI), y compris les éléments nécessaires utilisés pour la reconnaissance, ainsi que les domaines d'utilisation du système de RPI de plus les principales étapes de la RPI.

Le troisième chapitre, On expliquera le fonctionnement de notre système de RPI, après le chargement du codé simulé dans MATLAB et de réaliser un programme capable de reconnaître la plaque d'immatriculation algérienne.

CHAPITRE I :
***Reconnaissance
des Forme***

I.1 INTRODUCTION

La reconnaissance des formes (RF) s'intéresse à la conception et la réalisation des systèmes matériels ou logiciel capable de comprendre, ou s'interpréter des signaux captés dans le monde physique, ou les chercheurs et les ingénieurs tentent depuis de longues années, et avant même la naissance de l'informatique de concevoir des machines dotées de ces capacités.

La reconnaissance des formes se rapproche de l'intelligence artificielle, ou les deux disciplines partagent souvent les mêmes modèles.

I.2 QU'EST CE QU'UNE FORME

Une forme est un objet abstrait ou un ensemble de mesures décrivant un objet physique.

Exemple : image d'empreinte digitale, mot manuscrit, visage humain, signal de parole, et séquence d'acide désoxyribonucléique (ADN). Voir figure I.1.

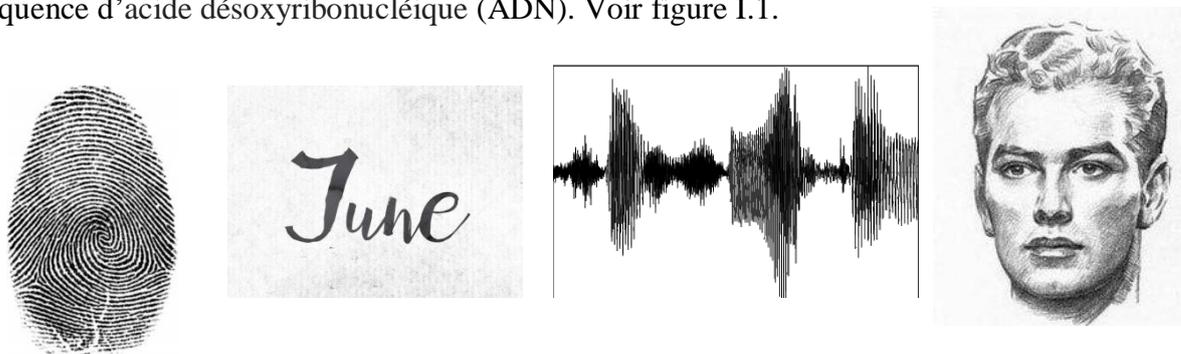


Figure I.1: Quelques exemples de formes

I.3 DEFINITION DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

Est l'une des branches de l'apprentissage automatique qui met l'accent sur la reconnaissance des motifs et des régularités dans les données. Il est également considéré comme le processus de classification des données d'entrée dans certains modèles en fonction de caractéristiques de base. Dans certains cas, la reconnaissance de forme est synonyme d'apprentissage automatique. Les techniques de reconnaissance des formes formalisent, expliquent et visualisent généralement les formes; alors que l'apprentissage automatique se concentre sur la maximisation des taux de reconnaissance.

Les algorithmes de reconnaissance de formes fournissent normalement de meilleurs résultats pour les données fournies en entrée. Ils effectuent une correspondance des entrées en tenant compte de la variation statistique; ils ont donc pu obtenir de meilleurs résultats. Le concept de reconnaissance de modèle est totalement différent des algorithmes de correspondance de

modèle, dans lesquels ils essaient de trouver des correspondances exactes des modèles d'entrée avec les modèles formés existants. La classification exacte du motif est possible ici à l'aide de la procédure d'apprentissage qui génère la valeur de sortie.

I.4 D'AUTRES DEFINITIONS

1973 (Duda et Hart) ont défini la reconnaissance de formes comme un domaine concerné par la reconnaissance machine des régularités de signification dans des environnements complexes et bruyants [1].

1977 (Pavlidis) définit dans son livre la reconnaissance des formes: «Le mot forme provient de la même racine que le mot patron et, dans son utilisation originale, signifie quelque chose qui est conçu comme un exemple parfait à imiter. Ainsi, la reconnaissance de formes signifie l'identification de l'idéal pour lequel un objet donné a été créé après

1978 (Gonzalez, Thomas) définit la reconnaissance de modèle comme une classification de données d'entrée via l'extraction de caractéristiques importantes a partir de nombreuses données bruitées [1].

1985 (Watanabe) dit que la reconnaissance des formes peut être considérée comme un problème de catégorisation, comme un processus inductif, comme une analyse de structure, comme une méthode de discrimination, etc. [1].

1990 (Fukunaga) définit la reconnaissance des formes comme "un problème d'estimation des fonctions de densité dans un espace de grande dimension et une division de l'espace en régions de catégories de classes"[1].

1992 (Schalkoff) définit RF comme «la science qui concerne la description ou la classification (reconnaissance) des mesures» [1].

En 1993 (Srihari, Govindaraju) définit la reconnaissance des modèles était définie comme une discipline qui apprenait des théories et des méthodes permettant de concevoir des machines capables de reconnaître des modèles dans des données bruitées ou dans un environnement complexe [1].

1996 (Ripley) décrit dans son livre la reconnaissance des formes: «À partir de quelques exemples de signaux complexes et des décisions correctes pour les prendre, prenez les décisions automatiquement pour un flux d'exemples futurs».

2002 (Robert P.W. Duin) a décrit la nature de la reconnaissance des formes est une technique ; l'objectif final de reconnaissance de formes est de concevoir des machines pour résoudre l'écart entre application et théorie [1].

2003 (Sergios Theodoridis) La reconnaissance de formes est une discipline scientifique ayant pour objectif la classification des objets en plusieurs catégories ou classes.

La reconnaissance des formes fait également partie intégrante de la plupart des systèmes d'intelligence artificielle conçus pour la prise de décision [1].

I.5 SYSTEME DE RECONNAISSANCE DES FORMES

La figure I.2 présente le système de reconnaissance des formes

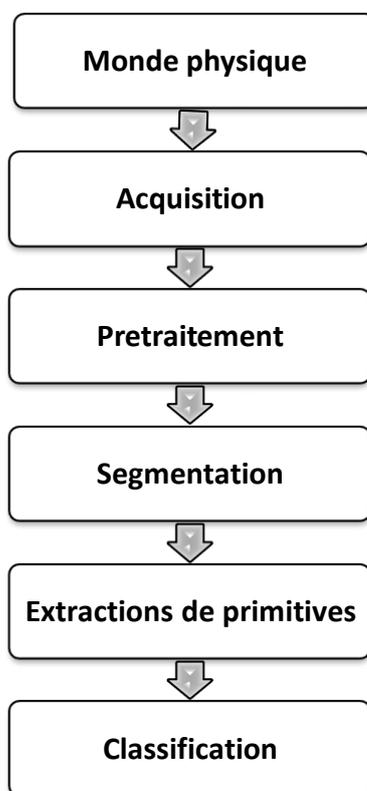


Figure I.2 : Système de reconnaissance des formes

Rappelons, en premier lieu, le rôle de chaque étape dans l'élaboration du processus complet de reconnaissance des formes :

I.5.1 Monde physique

Représente l'étape analogique, on opérant sur des dimensions infinies, il est appelé aussi espace des formes.

I.5.2 Acquisition

C'est la première étape du processus de reconnaissance du modèle, elle permet de transformer l'objet à reconnaître d'une forme réelle ou dite physique en une forme numérique compris par les ordinateurs. Cela peut être réalisé par un appareil photo ou un scanner placé dans un endroit ou un microphone pour la parole ou le son. Les données doivent être collectées et obtenues avec le plus grand soin et tout bruit ou biais dans les mesures effectuées à ce niveau est préjudiciable au système final. Il est également important de contrôler le processus d'acquisition et sa fiabilité pour que toutes les données soient collectées de la même manière et sans écart.

L'hypothèse importante est que les systèmes RF sont développés et distribués indépendamment. Les données doivent être indépendantes et produites par le même processus de base [2].

I.5.3 Prétraitement

Les données d'entrée du monde réel contiennent toujours une certaine quantité de bruit et un prétraitement est nécessaire pour réduire son effet. Le terme "bruit" doit être compris au sens large: tout ce qui empêche un système de reconnaissance de formes de s'acquitter de ses tâches peut être considéré comme du bruit, quelle que soit la nature intrinsèque de ce "bruit" dans la nature des données. Certaines propriétés souhaitables des données peuvent également être améliorées avec un prétraitement avant que les données ne soient entrées dans le système de reconnaissance.

Le prétraitement est normalement effectué par une méthode de filtrage simple sur les données. Dans le cas de la reconnaissance vocale, cela peut signifier un filtrage passe-haut linéaire visant à éliminer la fréquence de base et à améliorer les fréquences plus élevées. En reconnaissance d'image, l'image peut être filtrée à l'aide d'un filtre médian pour éliminer le bruit de point parasite qui pourrait gêner le processus de segmentation. Cette étape de prétraitement avantageuse pour les images couleur est la décorrélation des composants couleur. Un tel processus transfère une image initialement dans les coordonnées (Rouge, Verte, Bleu) de manière linéaire au YIQ (luminosity- inphase-quadrature) [3].

I.5.4 Segmentation

Les données d'entrée enregistrées et prétraitées doivent être divisées en sous-parties, ce qui donne des entités significatives pour la classification. Cette étape du traitement s'appelle la segmentation. Il peut s'agir d'un processus clairement séparé ou étroitement imbriqué avec les

processus précédents ou suivants. Dans les deux cas, une fois que le système de reconnaissance de formes a terminé le traitement d'une totalité de données, la segmentation résultante des données en ses sous-parties peut être révélée. Selon la manière dont l'application a été réalisée, le bloc de segmentation peut soit ajouter les informations concernant les limites des segments au flux de données, soit alternativement copier tous les segments dans des mémoires tampons séparés et les transférer un par un à l'étape suivante. Dans la reconnaissance de la parole, une entité significative est très probablement un phonème unique ou une syllabe contenant un nombre petit mais variable de phonèmes [3].

I.5.5 Extractions de primitives

L'extraction de primitives, également appelées caractéristiques, est une étape clé du processus de reconnaissance des formes. Il consiste à représenter les données d'entrées (mots, caractères, phonème, graphème, etc.) sous une forme de vecteur de primitives de dimension fixe, pour pouvoir reconnaître les formes où chaque vecteur se comporte comme une signature d'un forme. C'est une étape cruciale dans tout système de reconnaissance des formes. Le but de cette étape est la sélection des informations pertinentes, discriminantes et moins volumineuses afin de limiter les ressources de la machine nécessaires à la classification, tout en évitant de perdre des informations importantes et significatives. La plupart des techniques d'extraction primitives dans le domaine de la reconnaissance de formes sont généralement accompagnées d'une perte irréversible d'informations. Il est donc nécessaire de faire un compromis entre quantité et qualité d'informations [2].

I.5.6 Classification :

L'étape de classification joue un rôle primordial dans le processus complet d'un processus de reconnaissance de formes, en désignant l'appartenance d'une forme à une classe. En effet, la classification consiste à élaborer une règle de décision qui va transformer les attributs caractérisant les formes en fonction d'appartenance, c'est à dire un passage de l'espace de codage, vers l'espace de décision. Avant qu'un modèle de décision ne soit intégré dans un système de reconnaissance de formes, il faut avoir procédé auparavant à deux étapes:

- ❖ l'étape d'apprentissage.
- ❖ l'étape de test.

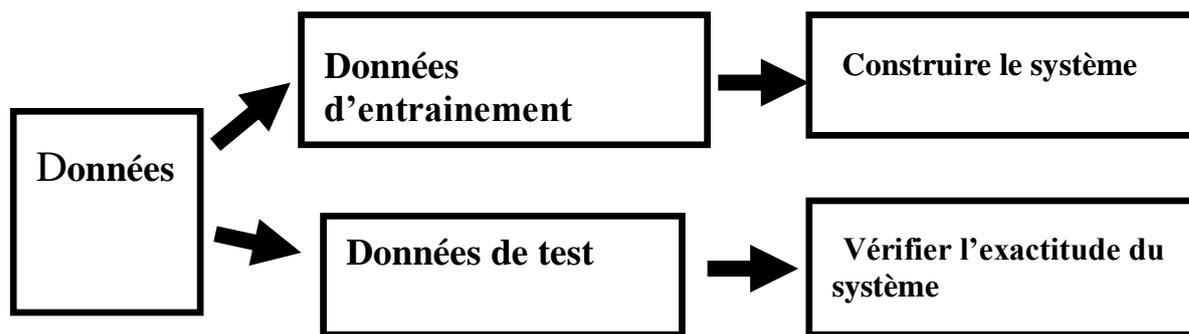


Figure I.3 : Etapes de classification

1. **L'apprentissage** est une étape clé dans le système de reconnaissance. Il consiste à fournir au système un ensemble de formes connues à priori (on connaît la classe de chacune d'elles). C'est cet ensemble d'apprentissage qui va permettre de régler le système de reconnaissance de façon à ce qu'il soit capable de reconnaître ultérieurement des formes de classes inconnues. On distingue généralement deux types d'apprentissage: apprentissage supervisé et apprentissage non supervisé.

➤ **L'apprentissage supervisé**, consiste à fournir au module d'apprentissage un échantillon représentatif de l'ensemble des formes à reconnaître. Où l'opérateur de supervision ou professeur, indique l'étiquette correcte de chaque exemple, qui sera utilisée par le module d'apprentissage pour identifier la classe dans laquelle l'opérateur de supervision, souhaite que l'exemple soit arrangé. Donc la phase d'apprentissage, a pour objectif d'analyser les ressemblances entre les formes d'une même famille et les dissemblances entre les formes de Familles différentes pour en déduire les meilleures séparations de l'espace de représentations. Alors l'objectif général des méthodes d'apprentissage supervisé, est de construire ou approximer partir de la base d'apprentissage, une règle ou une fonction de classification qui permet à partir de la description d'une forme, d'affecter la bonne étiquette ou classe à cette forme inconnue par le module d'apprentissage.

➤ **L'apprentissage non supervisé**, on ne dispose d'aucune information de supervision, donc, on fournit au système de reconnaissance un grand nombre de formes non étiquetées. Et, c'est l'étape de la classification qui va se charger de regrouper automatiquement les formes jugées similaires (homogènes) dans la même partition de l'espace de représentation et placer les formes jugées dissimilaires (hétérogènes) dans des partitions distinctes. Ce type d'apprentissage, évite l'assistance d'un opérateur de supervision, mais il n'assure pas toujours, une classification correcte.

2. **L'étape de test** permet l'évaluation de la performance du classifieur pour un apprentissage donné. C'est une étape très importante, car elle peut conditionner le choix des méthodes d'extraction de primitives ou le choix de la procédure d'apprentissage. En effet, la détermination a priori de l'ensemble des caractéristiques les plus discriminatives et la méthode d'apprentissage la plus adaptée pour un problème de classification donné, est une tâche très ardue, d'où l'utilité d'une procédure de test ou de validation qui procède par itérations successives. Ces itérations consistent à extraire des caractéristiques les plus discriminatives au problème de reconnaissance à résoudre et à tester la fiabilité du système avec cet ensemble de caractéristiques. Ces tests sont itérés tant qu'on n'a pas atteint les performances désirées. Ces itérations ont pour objectif, de régler quelques paramètres ou de tester une nouvelle famille de primitives, ou de combiner les primitives extraites avec d'autres types de primitives afin de perfectionner le module de classification.

Comme nous avons déjà mentionné ci-dessus, ces deux modules d'apprentissage et de test sont réalisés avant l'intégration du module de décision dans le système de reconnaissance de formes [2]

I.6 METHODES DE RECONNAISSANCE DES FORMES

- Méthode de correspondance de modèle.
- Approche statistique.
- Approche syntaxique et structurelle
- Approche des réseaux de neurone

Les formes recherchées peuvent être des formes géométriques, descriptibles par une formule mathématique, telles que :

- Cercle ou ellipse
- Courbes de Bézier, droite

Elles peuvent aussi être de nature plus complexe:

- Lettre
- Chiffre
- Empreinte digitale

Nous allons expliquer chaque chemin à travers les deux phases: phase d'apprentissage et phase de test [4].

I.6.1 Méthode de correspondance de modèle

L'un des plus simples et les premières approches de la reconnaissance des formes est basé sur la correspondance de modèle. La correspondance est une opération générique dans la reconnaissance de modèle qui est utilisée pour déterminer la similarité entre deux entités (points, courbes ou formes) du même type.

L'étape d'apprentissage de cette méthode consiste à stocker dans l'ordinateur un ensemble de modèles ou de prototypes de chaque classe, comme indiqué dans La figure I.4 :

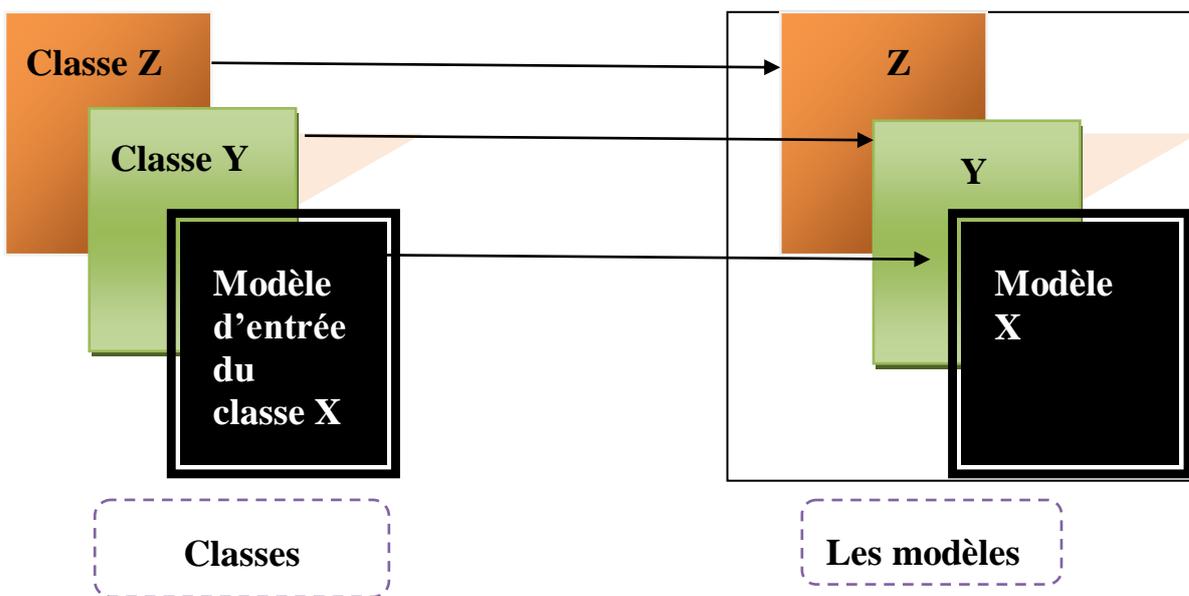


Figure I.4 : Etape d'apprentissage de la méthode de correspondance de modèle et de corrélation

Lors de la phase de classification, une comparaison de l'image avec les modèles est effectuée: si la comparaison avec la catégorie X est supérieure au résultat de la comparaison avec la catégorie Y, elle est classée dans la catégorie X, etc. Comme le montre la figure I.5:

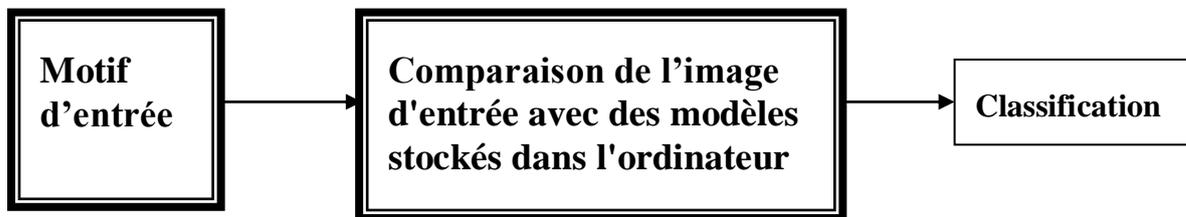


Figure I.5 : Phase de la classification du Méthode de correspondance de modèle et de corrélation

La comparaison est effectuée après que l'image soit stockée sous forme de matrice et comparée aux modèles du pixel par pixel et donne une valeur de comparaison. La seule difficulté de cette méthode réside dans le bon choix des modèles de chaque classe ainsi que dans la détermination des critères de comparaison, en particulier si l'image impliquée porte des distorsions.

Par exemple, si nous utilisons cette méthode pour identifier les criminels, nous devons prendre plusieurs photos pour chaque criminel à stocker sur l'ordinateur, deux photos des deux côtés, une pour chaque côté, une de prise de vue avant et deux photos à un angle de 45° par rapport à la caméra. Vous pouvez imaginer l'espace de stockage nécessaire pour tous ces modèles [5]

1.6.1.1. Corrélation

Pour savoir ou déterminer si l'image contient une zone similaire à une région, la corrélation est l'une des méthodes utilisées. Par exemple, nous avons une image numérique $f(x, y)$ avec une échelle de $M * N$ et nous voulons déterminer si cette image contient une zone similaire à une région de $w(x, y)$ avec une échelle de $J * K$ ou $J < M$ et $K < N$, Nous allons utiliser la corrélation entre ces deux régions comme dans l'équation suivante :

$$R(m, n) = \sum_x \sum_y f(x, y) \cdot w(x - m, y - n) \quad \dots(I.1)$$

Où : $n=0,1,2,\dots,N-1$, $m=0,1,2,\dots,M-1$

Pour toute valeur de (m, n) à l'intérieur de $F(x, y)$ Nous appliquons l'équation (I.1) pour obtenir une valeur pour R , Et avec le changement de n, m , $w(x, y)$ se déplace autour de la zone d'image en utilisant de la convolution , On obtient alors la fonction $R(m, n)$, La valeur maximale de $R(m, n)$ indique alors la position où les deux images $w(x, y)$ et $f(x, y)$ ont été appariées, Le processus de numérisation est identique à celui de les deux figures (I.6.I.7) (montrant la numérisation d'image à l'aide de la convolution) , Bien que la fonction de corrélation dans l'équation (I.1) soit simple par nature, il existe une fonction (I.2) qui est plus efficace en utilisation elle est comme suit:

$$R(m, n) = \frac{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)] \cdot [w(x - m, y - n) - \bar{w}]}{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}(x, y)]^2 \cdot \sum_x \sum_y [w(x - m, y - n) - \bar{w}]^2} \quad \dots(I.2)$$

Où : $n = 0, 1, 2 \dots N-1$, $m = 0, 1, 2 \dots M-1$

\bar{w} est la valeur moyenne du modèle (cette valeur est calculée une fois)

$\bar{f}(x,y)$ est la valeur moyenne de $f(x,y)$ Dans la zone correspondante avec $w(x,y)$

la valeur de $R(x,y)$ est comprise dans la plage $(-1, 1)$ où les valeurs positives élevées indiquent que la corrélation est positive et élevée entre les deux images) et les valeurs négatives élevées indiquent que la corrélation est négative et élevée entre les deux images, Tandis que les valeurs proches de zéro indiquent un manque de corrélation entre les deux images [6].

1.6.1.2 Convolution

Où un cadre est défini pour l'image a partir de la première et de la dernière ligne, ainsi que la première et la dernière colonne et que le modèle est placé sur l'image à partir du premier élément comme indiqué dans les deux figures suivantes (I.6, I.7) c'est-à-dire que c'est une méthode de correspondance binaire entre les grands éléments d'image et les petits éléments d'image. Ensuite, nous déplaçons le modèle vers la droite d'un seul élément et renvoyons le processus de comparaison des éléments du modèle avec les éléments de la grande image jusqu'à la fin de la ligne, Passez ensuite à la ligne suivante pour répéter le processus, et ainsi de suite jusqu'à la fin de la grande image [6].

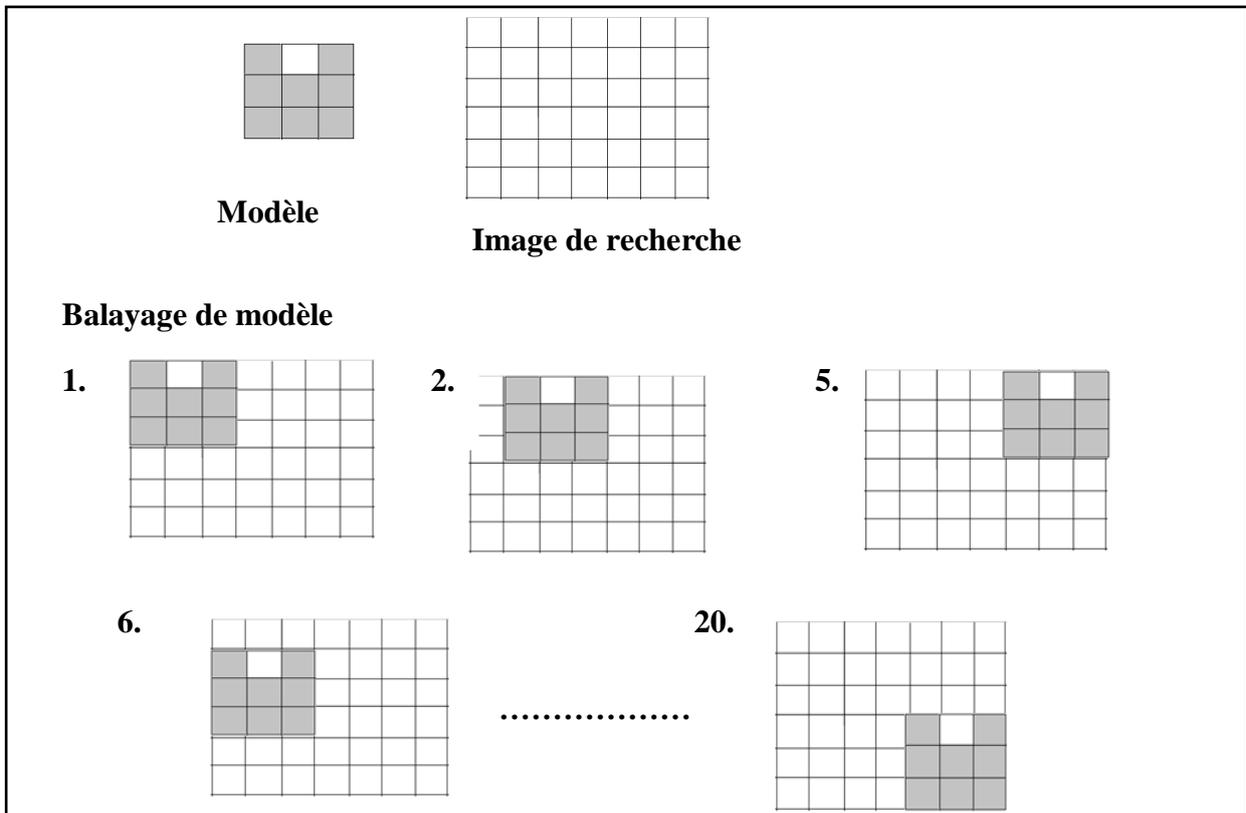


Figure I.6 : Le processus de numérisation des images effectué à l'aide de la convolution

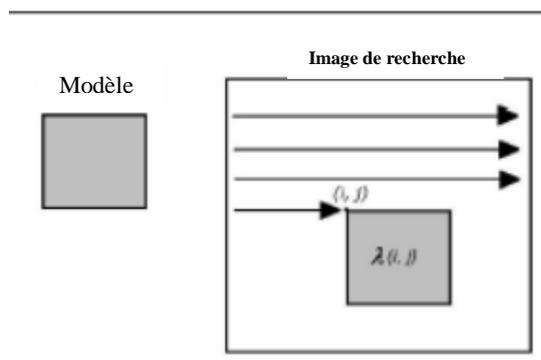


Figure I.7 : Numérisation de l'image à l'aide de convolution

I.6.2 Méthode statistique

Cette méthode crée un modèle statistique de l'objet à distinguer au lieu de créer un modèle en collectant un ensemble de motifs afin de former un ensemble de données statistiques, qui permet de créer un mécanisme de prise de décision. De cette manière, Le motif est représenté par un faisceau de propriétés extraites de l'élément à distinguer, de sorte qu'il apparaisse comme un point dans un espace multidimensionnel et que le nombre de dimensions correspond au nombre de propriétés du motif.

Un ensemble de modèles forment un seul élément pour donner des informations sur cet élément, il est important de sélectionner ou de créer des propriétés permettant aux motifs d'appartenir aux différents groupes et d'occuper des régions comprimées et non imbriquées dans l'espace. La figure (I.8) montre un exemple de séparation des bonnes propriétés et de mauvaises propriétés. Après le processus de filtrage, les limites de la résolution sont définies dans l'espace des propriétés, de sorte que les motifs appartenant à différentes classes soient séparés.



Figure (I.8) : Séparation des bonnes propriétés et de mauvaises propriétés,
(a) : Bonnes propriétés, (b) : Mauvaises propriétés

Dans la méthode de décision statistique, les limites de la décision sont déterminées par la distribution de probabilité des modèles appartenant à la même classe. Toutefois, si la distribution de probabilité des éléments est inconnue, les limites de décision sont construites à l'aide d'algorithmes d'apprentissage, qui sont divisés en:

L'apprentissage supervisé : le processus de discrimination s'appelle une classification supervisée.

L'apprentissage non supervisé : Le processus de discrimination est appelé classification non supervisée.

Dans la phase de la classification supervisée, les limites de la décision sont déterminées à partir d'un ensemble de modèles d'apprentissage, de sorte que ces données d'apprentissage sont supposées fournir suffisamment d'informations sur la distribution des classes de modèles dans l'espace.

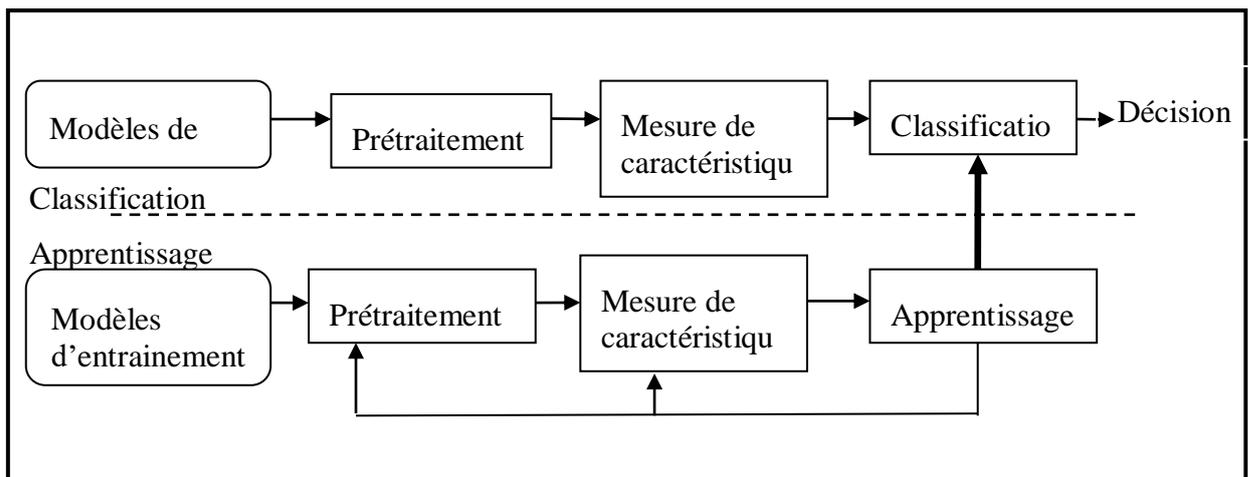


Figure I.9 : Classification supervisée

La figure (I.9) montre le processus de classification supervisée en deux étapes:

La première étape est *la phase de formation (apprentissage)* et la seconde étape est *la phase de test (classification)*. Chaque phase contient les processus de traitement initiaux, dans lesquels le motif d'intérêt est séparé de l'arrière-plan, élimine le bruit, puis la normaliser le modèle dans un champ approprié, et exécuter tout processus permettant une meilleure représentation du modèle, la ligne d'arrière-plan du concepteur permet de compléter les processus de traitement initiaux ainsi que les stratégies d'extraction et de sélection Dans la

Phase de classification (après le processus d'apprentissage), le classifieur formé attribue les modèles de revenus inconnus à l'un des types de modèles en fonction de considérations basées sur les caractéristiques mesurées.

Dans la *phase de classification non supervisé*, le classifieur traite les données directement sans information préalable sur les exemples d'apprentissage (données d'apprentissage) et il classe les données en fonction de leur symétrie.

Dans le processus de distinction des modèles statistiques, de nombreuses stratégies sont utilisées pour concevoir le classifieur, en fonction de la quantité d'informations disponibles sur la distribution conditionnelle des éléments. La figure (I.10) illustre les méthodes utilisées pour distinguer les modèles statistiques [7].

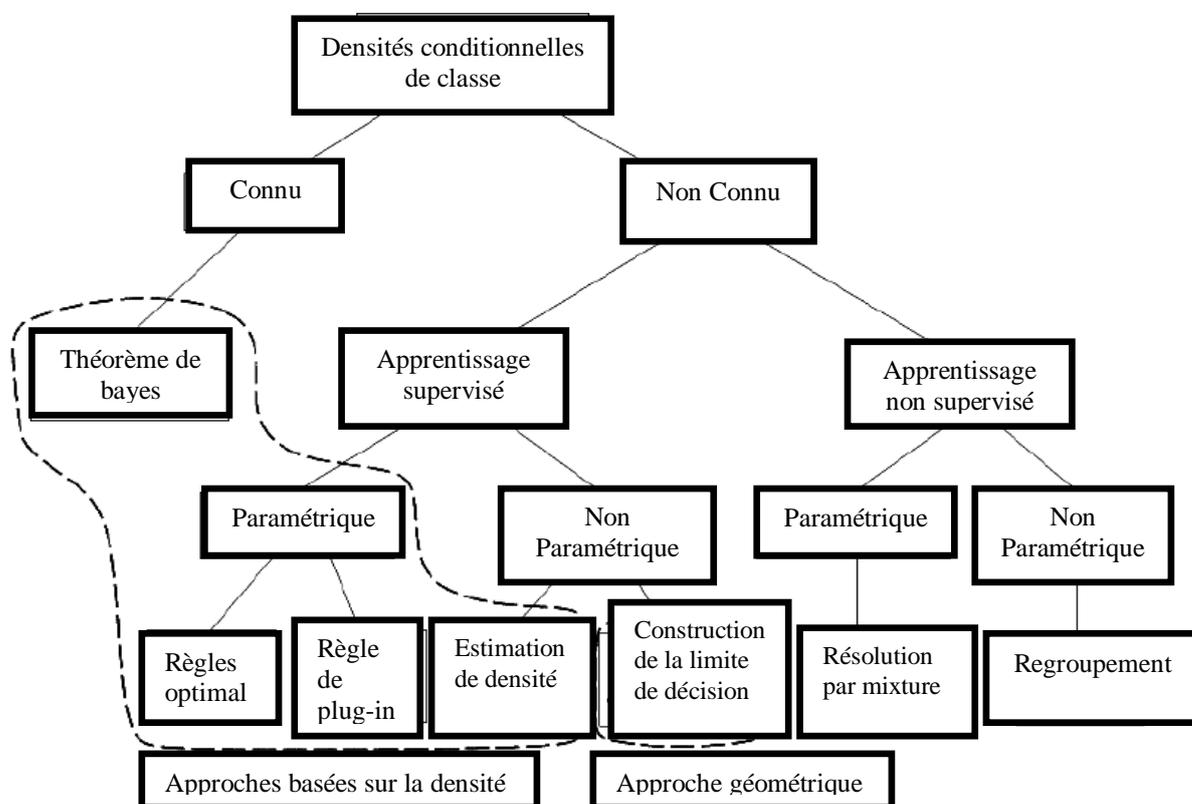


Figure I.10 : Les méthodes utilisées pour distinguer les modèles statistiques [7]

I.6.3 Approche syntaxique et structurelle

Dans cette méthode, nous ne limitons pas seulement les valeurs numériques de chaque classe, mais ajoutons les relations entre les propriétés de chaque catégorie, qui nous fournissent les informations structurelles nécessaires pour identifier des modèles.

Dans la phase d'apprentissage de cette méthode, le modèle est généralement représenté sous la forme d'un arbre, d'un graphe ou une chaîne littérale des éléments primaires et des relations.

Le processus de classification dans cette méthode se fait à travers l'analyse des structures, l'analyse syntaxique ou, en d'autres termes, le programme d'analyse d'arabisation. Le rapport de comparaison le plus élevé de chaque image d'entrée avec chaque graphique ou une chaîne littérale ou un arbre spécifiant la catégorie à laquelle l'image d'entrée appartient.

Prenons l'exemple d'une image d'entrée avec deux cercles (propriétés) si la distance les séparant est de 1 à 2 cm. il est possible de classer l'image comme une image des lunettes prenant en compte les autres caractéristiques et de leurs relations. Si la distance entre eux est d'environ un mètre il peut être classé comme ceux de la voiture en tenant compte des autres caractéristiques.

Cette méthode est utilisée pour identifier des cibles, ou missiles, ainsi que pour la reconnaissance des caractères [5].

I.6.4 Approche de réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont un type d'algorithme assez complexe utilisé pour résoudre des problèmes non soumis à des lois fixes. Ils simulent la façon dont le cerveau humain reconnaît les sons, la parole et les images via un processus énorme et distribué, constitué de simples unités de traitement appelées neurones. Qui a une caractéristique neurologique car il stocke les connaissances scientifiques et les informations expérimentales et les met à la disposition de l'utilisateur en ajustant les poids.

Le réseau de neurones crée des neurones interconnectés avec des poids différents et chaque neurone est responsable d'une entrée. Lors du processus de formation, le réseau ajuste en permanence les poids associés à chaque neurone pour que la sortie soit aussi proche que possible.

Le processus de formation continue sur toutes les entrées disponibles et les poids associés à chaque neurone sont ajustés, à condition que la valeur résultante soit proche de la valeur de sortie réelle. la figure I.11 montre les composants de réseau de neurone artificiel.

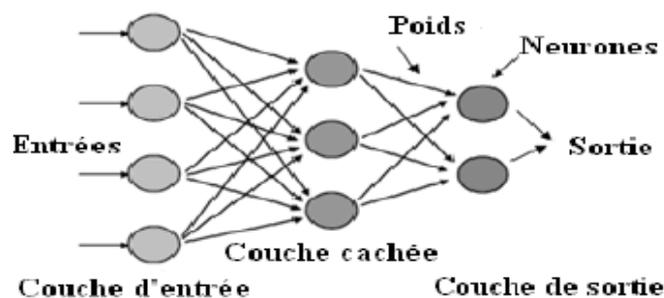


Figure I.11 : Composants de réseau de neurone artificiel

1.6.4.2. Méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones

Le réseau de neurones apprend en lui fournissant un ensemble de données qui doivent être sélectionnées avec précision pour faciliter le processus d'éducation du réseau. Ce groupe s'appelle la classe de formation (apprentissage).

Les méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones sont divisées en deux parties Selon la catégorie de formation présentée sur le réseau :

Apprentissage supervisé : Ils sont généralement destinés à reproduire un processus quelconque dont on connaît uniquement quelques variables et les résultats correspondants à obtenir. Dans ce cas, les données servant à l'apprentissage peuvent être représentées par le couple (forme entrée ; forme cible). Ce type de formation est utilisé pour enseigner les réseaux linéaires monocouches, utilisés pour résoudre la correspondance linéaire entre entrée et sortie, ou le réseau calcule le signal d'erreur par la différence entre la sortie du neurone et la sortie souhaité.

Les réseaux à apprentissage non supervisé : de cette façon ,la classe d'apprentissage est un vecteur d'entrées uniquement ,sans présenter la cible sur le réseau, cette méthode est parfois appelé auto-apprentissage, ou le réseau adopte des méthodes d'éducation sur la base de leur capacité à découvrir les caractéristiques des formes présentées et à développer une représentation interne de ces formes sans connaissance préalable de ce qui doit être produit [8].

I.7 APPLICATION DE RECONNAISSANCE DE FORMES

La reconnaissance de formes est utilisée dans tous les domaines de la science et de l'ingénierie qui étudient la structure des observations. Il est maintenant fréquemment utilisé dans de nombreuses applications dans l'industrie manufacturière, les soins de santé et l'armée. Les exemples incluent ce qui suit.

La reconnaissance optique de caractères(ROC), fait désormais partie intégrante des scanners de documents et est fréquemment utilisée dans les applications bancaires et postales. Les caractères imprimés peuvent maintenant être reconnus avec précision, et l'amélioration des performances de la reconnaissance automatique des caractères cursifs manuscrits a considérablement réduit le besoin d'interaction humaine pour les tâches de ROC.

La reconnaissance vocale automatique est très importante pour l'interaction de l'utilisateur avec des machines. Des systèmes commerciaux sont disponibles pour la réponse automatique aux demandes de vols, l'assistance annuaire téléphonique et la banque en ligne. Les systèmes sont souvent réglés sur un haut-parleur spécifique pour une meilleure précision de reconnaissance.

La vision par ordinateur traite de la reconnaissance d'objets ainsi que de l'identification et de la localisation de leurs environnements tridimensionnels. Cette capacité est requise, par exemple, par les robots pour fonctionner dans des environnements dynamiques ou inconnus. Cela peut être utile pour des applications allant de la fabrication au nettoyage domestique, voire même pour des missions de secours.

Les systèmes d'identification personnelle utilisant la biométrie sont très importants pour les applications de sécurité dans les aéroports, les guichets automatiques, les magasins, les hôtels et pour un accès informatique sécurisé. La reconnaissance peut être basée sur le visage, les empreintes digitales, ou la voix et peut être combinée à la vérification automatique des signatures et des codes PIN.

La reconnaissance d'objets sur la Terre à partir du ciel (par satellite) ou de l'air (par avion ou par missiles de croisière) est appelée télédétection. Il est important pour la cartographie, l'inspection agricole, la détection des minéraux et de la pollution et la reconnaissance des objectifs.

De nombreux tests de diagnostic médical utilisent des systèmes de reconnaissance de formes allant du comptage des cellules sanguines et de la reconnaissance des tissus à travers des microscopes, en passant par la détection de tumeurs dans les scanners à résonance magnétique et l'inspection des os et des articulations dans les radiographies.

De nombreuses bases de données volumineuses sont stockées dans des référentiels accessibles via Internet ou autrement sur des ordinateurs locaux. Ils peuvent avoir une structure claire telle que les comptes bancaires, une structure faible telle que le comportement du

consommateur ou aucune structure évidente telle qu'une collection d'images. Les procédures pour rechercher les éléments souhaités (récupération de base de données) ainsi que pour apprendre ou découvrir des structures dans des bases de données (extraction de données) deviennent de plus en plus importantes. Les moteurs de recherche sur le Web et les systèmes de recommandation sont deux exemples d'application [1].

- ***Vision par ordinateur*** : Le premier système de vision présenté était de supposer que les objets avaient des formes géométriques et des bords améliorés extraits d'images.
- ***Diagnostic assisté par ordinateur*** : Imagerie médicale, électroencéphalogramme(EEG), Analyse du signal EEG Conçu pour aider les médecins, tels que: Mammographie aux rayons X Mise en évidence des tambours potentiels sur une mammographie.
- ***Reconnaissance des caractères*** : Tri automatisé du courrier, traitement des chèques de banque.
- ***Reconnaissance vocale*** : Interaction homme-machine, Accès universel, Le microphone enregistre le signal acoustique, Le signal de la parole est classé en phonèmes et en mots
- ***Sécurité*** : Reconnaissance faciale, Identification d'empreintes digitales.
- ***Astronomie*** : Classification des galaxies par forme, Analyse d'images par télescope astronomique, Spectroscopie automatique.
- ***bioinformatique*** : Analyse de séquences d'ADN, Analyse de données de micro réseau d'ADN, Recherche d'hérédité.
- ***Agriculture*** : Évaluation du sol, Extraction de la caractéristique minérale dans café et le sucre .
- ***Géographie*** : Analyse des tremblements de terre, Classification des roches.
- ***Ingénierie*** : Diagnostic de pannes pour le système de véhicule, Reconnaissance du type d'automobile, Améliorer les performances de sécurité de l'automobile.
- ***Affaires militaires*** : Analyse de photographie d'aviation, Automatisation, Reconnaissance des objectifs [1].

I.8 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous exposons la reconnaissance des formes en termes générales, incluant ses nombreuses définitions, et les principales étapes de son processus, ainsi que les différentes méthodes utilisables et sa fiabilité pour acquérir une bonne reconnaissance d'un objet, de plus nous avons abordé ses domaines d'utilisation. Donc la reconnaissance des formes est un domaine fameux de l'informatique, a pour but de reconnaitre une forme précise , et de l'affecter a une des classes connues en suivant une méthode précise selon un processus unique.

CHAPITRE II :
***Reconnaissance
des Plaques
D'immatriculation***

II.1 INTRODUCTION

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.

II.2 HISTORIQUE DU DÉVELOPPEMENT D'UN SYSTEME DE RPI

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 [9].

II.3 ELEMENTS D'UN SYSTEME TYPIQUE DE RPI

Les systèmes de reconnaissance des plaques d'immatriculation comprennent normalement les unités suivantes:

- **Caméra** - Prend l'image d'un véhicule de l'avant ou de l'arrière.
- **Éclairage** - Une lumière contrôlée pouvant éclairer la plaque et permettre un fonctionnement de jour comme de nuit. Dans la plupart des cas, l'éclairage est infrarouge (IR), invisible pour le conducteur.
- **Frame Grabber**: une carte d'interface entre l'appareil photo et le PC qui permet au logiciel de lire les informations sur l'image.
- **Ordinateur** : un PC sous Windows ou Linux. Il exécute le système d'application RPI, lit les images, analyse et identifie la plaque et contrôle les interfaces avec d'autres applications et systèmes.
- **Logiciel** : L'application et le package de reconnaissance.
- **Matériel** : Différentes cartes d'entrée / sortie utilisées pour l'interface avec le monde externe (telles que les cartes de contrôle et les cartes réseau).
- **Base de données** - Les événements sont enregistrés sur une base de données locale ou transmis sur le réseau. Les données incluent les résultats de la reconnaissance et (éventuellement) le fichier image du véhicule ou du conducteur [10].

II.4 DOMMAINE D'APPLICATION DU SYSTEME DE RPI

La reconnaissance des plaques d'immatriculation des véhicules est une forme de système d'identification automatique des véhicules. Les systèmes RPI présentent un intérêt considérable en raison de leurs applications potentielles dans des domaines tels que la perception électronique des péages sur les autoroutes, les garages de stationnement automatiques, les stations-service. Surveillance des zones, application des limites de vitesse, sécurité, identification des clients permettant des services personnalisés, etc. la reconnaissance des plaque d'immatriculation en temps réel joue un rôle majeur dans la surveillance automatique, des règles de la circulation et le maintien de l'application de la loi sur les voies publiques. Ce domaine est difficile car il nécessite l'intégration de nombreux solveurs de problèmes de vision par ordinateur, parmi lesquels la détection d'objet et la reconnaissance de caractères. L'identification automatique des véhicules par le contenu de leurs plaques d'immatriculation est importante dans les applications de transport privé [11].

Il existe de nombreuses applications de tels systèmes de reconnaissance, dont certaines sont décrites ci-dessous:

II.4.1. Application de la loi : Le numéro d'immatriculation est utilisé pour imposer une amende aux véhicules qui roulent à grande vitesse, à l'utilisation illégale des voies de bus et à la détection de véhicules volés ou recherchés. La figure II.1 montre un exemple de voiture capturée par la caméra de circulation. La partie arrière du véhicule est extraite de l'image filmée et est transmise au système pour traitement. Le résultat traité est introduit dans la base de données en tant qu'entrée. Les contrevenants peuvent payer l'amende en ligne et se voir présenter l'image de la voiture comme preuve avec les informations relatives à la vitesse [11].



Figure II.1 : Voiture dépassant la limite de vitesse

II.4.2. Accès au Parking : Le système RPI est utilisé pour d'entrer automatiquement des membres prépayés et de calculer les frais de stationnement pour les non-membres (en comparant les heures de sortie et d'entrée). Figure II.2. Montre une voiture entrant dans une aire de stationnement. La plaque d'immatriculation est reconnue et marquée. À sa sortie, la plaque d'immatriculation est relue et le conducteur est facturé pour la durée du stationnement [11].



Figure II.2 : Voiture dans un parking

II.4.3. Barrières de péage automatiques : Les barrières de péage manuelles exigent l'arrêt du véhicule et le conducteur doit payer un tarif approprié, dans un système automatique que le véhicule n'aurait plus besoin de s'arrêter. Au passage du péage, il serait automatiquement classé afin de calculer le bon tarif [11]. Ceci est illustré à la figure II.3.



Figure II.3 : Voiture au péage

II.4.4. Passage aux frontières : Cette application aide le registre des entrées ou des sorties dans un pays et peut être utilisée pour surveiller les postes frontières. Cette installation est illustrée à la figure II.4. Chaque information de véhicule est enregistrée dans une base de données centrale et peut être liée à des informations supplémentaires [11].



Figure II.4 : Voiture au poste frontière

II.5 LES DIFFERENTES FORMES D'IMMATRICULATION DANS LE MONDE

Selon les systèmes, la plaque peut comporter des chiffres, des lettres, des chiffres et des lettres dans un ordre spécifique ou dans un ordre quelconque, voici quelques modèles :

- **Allemagne, Chypre, Finlande, Suède, Hongrie, Lituanie, Malte, Moldavie et Belgique**



Figure II.5: Schéma de plaque d'immatriculation: AAA 111 [12].

- **Slovaquie, Autriche, France, Italie, Serbie et Géorgie**



Figure II.6: Schéma de plaque d'immatriculation: AA 111 AA [12].

- **Danemark, Norvège et Pologne**



Figure II.7: Schéma de plaque d'immatriculation: AA 11111 [12].

- **La Grèce et l'Espagne**



Figure II.8: Schéma de plaque d'immatriculation: AAA 1111 and 1111 AAA [12].

- Pays bas et le Portugal



Figure II.9: Schéma de plaque d'immatriculation: AA/11-AA-11 [12].

- Luxembourg et la Lettonie



Figure II.10: Schéma de plaque d'immatriculation: AA 1111 [12].

- Roumanie et Royaume-Uni



Figure II.11: Schéma de plaque d'immatriculation: AA 11 AAA [12].

- Monténégro et Slovaquie

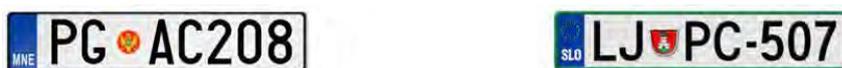


Figure II.12: Schéma de plaque d'immatriculation: AA AA 111 [12].

- Irlande



Figure II.13: Schéma de plaque d'immatriculation: 11-A-111111 [12].

- Bulgarie



Figure II.14: Schéma de plaque d'immatriculation: AA 1111 AA [12].

- Estonie



Figure II.15: Schéma de plaque d'immatriculation: 111 AAA [12].

- République tchèque



- Figure II.16: Schéma de plaque d'immatriculation: 1 AA 1111 [12].

- République Algérie

01813 115 19

Figure II.17 : Schéma de plaque d'immatriculation: 11111 111 11.

II.6 LES ETAPES D'UN SYSTEME DE RPI

Chaque système de reconnaissance automatique de plaques d'immatriculation est constitué des étapes suivantes, la figure II.18 montre les étapes d'un système RPI.

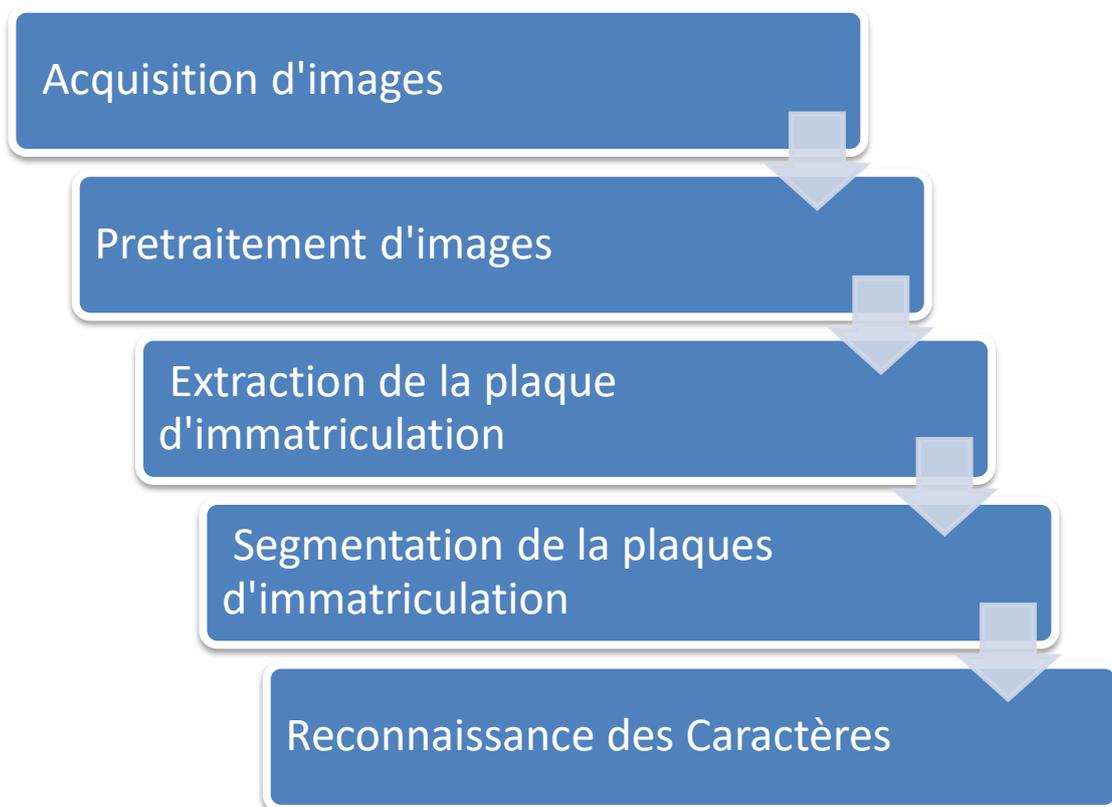


Figure II.18 : Les étapes d'un système RPI

II.6.1. Acquisition d'image

L'étape initiale s'appelle Acquisition d'image. Elle consiste simplement à capturer des images ou des vidéos de différents véhicules lors de leur passage.

Cela peut se faire de deux façons différentes:

II.6.1.1 Utiliser une caméra infrarouge

Cette première approche tire parti de la nature rétro réfléchissante de la surface des plaques d'immatriculation. Contrairement à la réflexion par diffusion ou à la réflexion angulaire, la rétro-réflexion renvoie la lumière à la source, comme indiqué à la Figure II.19.

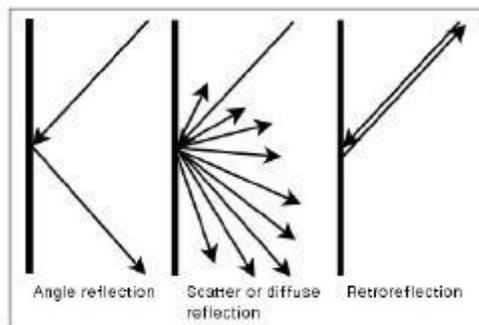


Figure II.19: Types de réflexions [12]

Ainsi, si une caméra avec filtre couplé à un projecteur de lumière infrarouge structurée est utilisée, seule la lumière infrarouge peut être récupérée, obtenant ainsi une image où la plaque d'immatriculation peut être parfaitement distinguée, comme celle illustrée à la figure II.20.



Figure II.20 : Image obtenue avec une caméra infrarouge

Le fait d'obtenir une image de ce type facilite grandement le développement du système de reconnaissance de plaque d'immatriculation, car la localisation et l'extraction consécutive de la plaque minéralogique à partir de l'image deviennent un processus pratiquement direct. De cette façon, le reste du problème est réduit aux étapes de la segmentation de la plaque d'immatriculation et de la reconnaissance des caractères [12]

II.6.1.2 Utilisation d'un appareil photo numérique haute résolution (HR)

Comme les caméras infrarouges ne sont pas accessibles à tout le monde, l'utilisation de caméras numériques haute résolution à des fins de reconnaissance automatique de plaques d'immatriculation est également répandue. Les images obtenues par cette méthode sont les

images courantes régulièrement vues dans la vie quotidienne, qui appliquées à une voiture donnent une image comme celle montrée à la figure II.21.



Figure II.21 : Image prise avec appareil photo HR

A cet effet, un appareil photo numérique avec une résolution remarquablement bien est nécessaire. En dehors de cela, il convient de noter que les différentes configurations des paramètres de la caméra ainsi que les conditions d'éclairage et les conditions météorologiques affectent grandement l'image acquise. De plus, contrairement à la première, cette seconde approche présente l'inconvénient d'impliquer d'autres étapes de traitement d'image afin de pouvoir localiser et extraire correctement la plaque d'immatriculation de l'image [12]

II.6.2. Prétraitement

Cette étape consiste à traiter et à préparer une image nécessaire a la détection ultérieure de la plaque d'immatriculation et a la reconnaissance des caractères.

II.6.2.1. Conversion d'image Rouge, Verte, Bleu (RVB) en niveaux de Gris

a) *image numérique* :

Est un tableau à deux dimensions de nombres réels, est divisée en N lignes et M colonnes. L'intersection de ces lignes et colonnes est appelée pixels.



Figure II.22 : image numérique 2 dimension

b) Image (RVB)

Une image RVB en vraie couleur est représentée par une matrice double tridimensionnelle

$M \times N \times 3$. Chaque pixel a des composantes rouge, verte et bleue

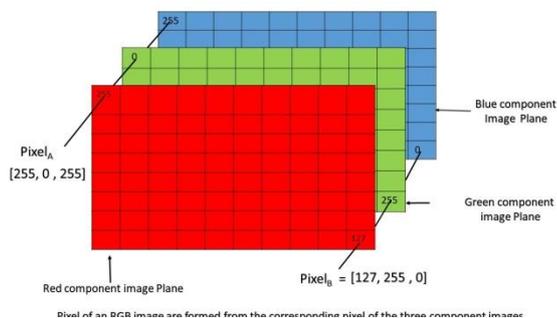


Figure II.23 : Image RVB, $M * N * 3$ [13].

c) Image niveaux de gris

Une image en niveaux de gris de M pixel de hauteur et de N pixel de largeur est représentée par une matrice de type de données double de taille $M * N$ dont les valeurs ont été mises à l'échelle pour représenter les intensités. Chaque valeur de pixel des images en niveaux de gris, comprise entre 0 (noir) et 255 (blanc), Voici deux méthodes pour le convertir :

- méthode moyenne :

$$\text{Grayscale} = (R + G + B / 3) \quad (\text{II.1})$$

- méthode de la luminosité [14].

$$\text{Grayscale image} = (0.3 * R) + (0.59 * G) + (0.11 * B) \quad (\text{II.2})$$



Figure II.24 : Image avant et après la conversion, (a) : Image originale, (b) : Image en niveau de gris

II.6.2.2. Filtrages d'images

Le filtrage des données d'image est un processus standard utilisé dans presque tous les systèmes de traitement d'image.

Les filtres sont utilisés pour supprimer le bruit d'une image numérique tout en préservant les détails de l'image [15].

Le choix du filtre est déterminé par :

- La nature de la tâche effectuée par le filtre
- Comportement du filtre
- Type de données

a) Techniques de filtrages :

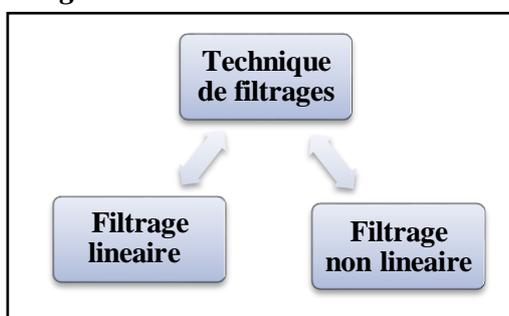


Figure II.25 : Les techniques de filtrages [15].

b) Filtrage linéaires

Sont utilisés pour éliminer certains types de bruit. Il est facile à concevoir, les filtres linéaires fonctionnent mieux avec le bruit du sel et du poivre et le bruit gaussien. Soit I l'image numérique, soit h une fonction de $[x_1, x_2] \times [y_1, y_2]$ à valeurs réelles, la convolution de I par h est définie par :

$$(I * h)[x, y] = \sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} h(i, j)[x - i, y - j] \quad (\text{II.3})$$

Tels que h est un noyau de convolution

Le filtrage linéaire contient 2 types de masque sont :

- Filtre moyenneur
- Filtre Gaussien

Ces filtres :

- ont tendance à flouter le bord
- détruire les lignes et autres détails fins de l'image

c) Filtrage non linéaires

Ils sont plus puissants que les filtres linéaires car ils permettent de réduire les niveaux de bruit sans brouiller les contours, peut être difficile à concevoir.

d) Types des filtres

Il existe 4 types ils sont :

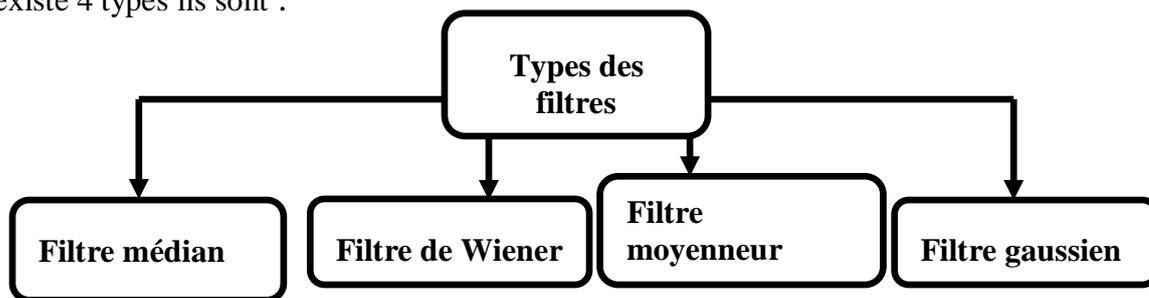


Figure II.26: Les types de filtres

1) Filtre médian

Est un filtre non linéaire simple et puissant, Il est utilisé pour réduire la variation d'intensité entre un pixel et l'autre pixel. Dans ce filtre, nous remplaçons la valeur de pixel par la valeur médiane. Cette dernière est calculée en triant d'abord toutes les valeurs de pixels dans l'ordre croissant, puis en remplaçant le pixel calculé par la valeur de pixel médiane [15]. Le filtrage de l'image est donné par la formule suivante:

$$f(x, y) = \text{median}\{g(s, t)\} \tag{II.4}$$

$(s, t) \in S_{xy}$

Ou S_{xy} représente l'ensemble des coordonnées dans un masque rectangulaire de taille $m * n$ centré au point (x, y) , l'image donnée est $g(x, y)$ [16].

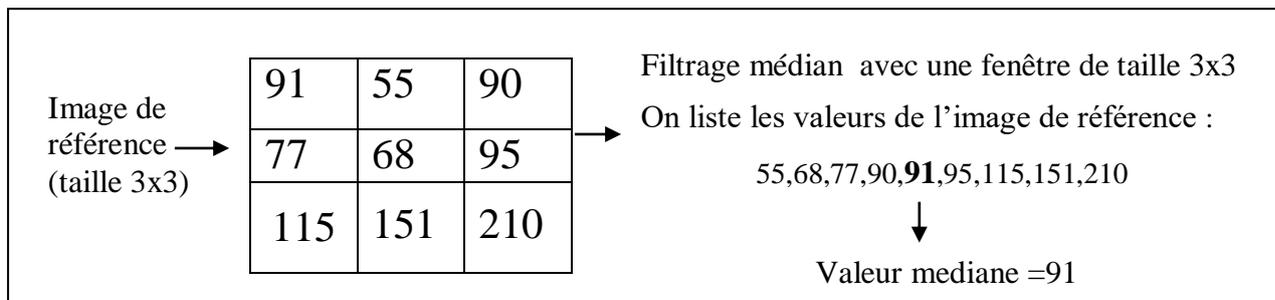


Tableau II.1 : Explication du Filtrage médian

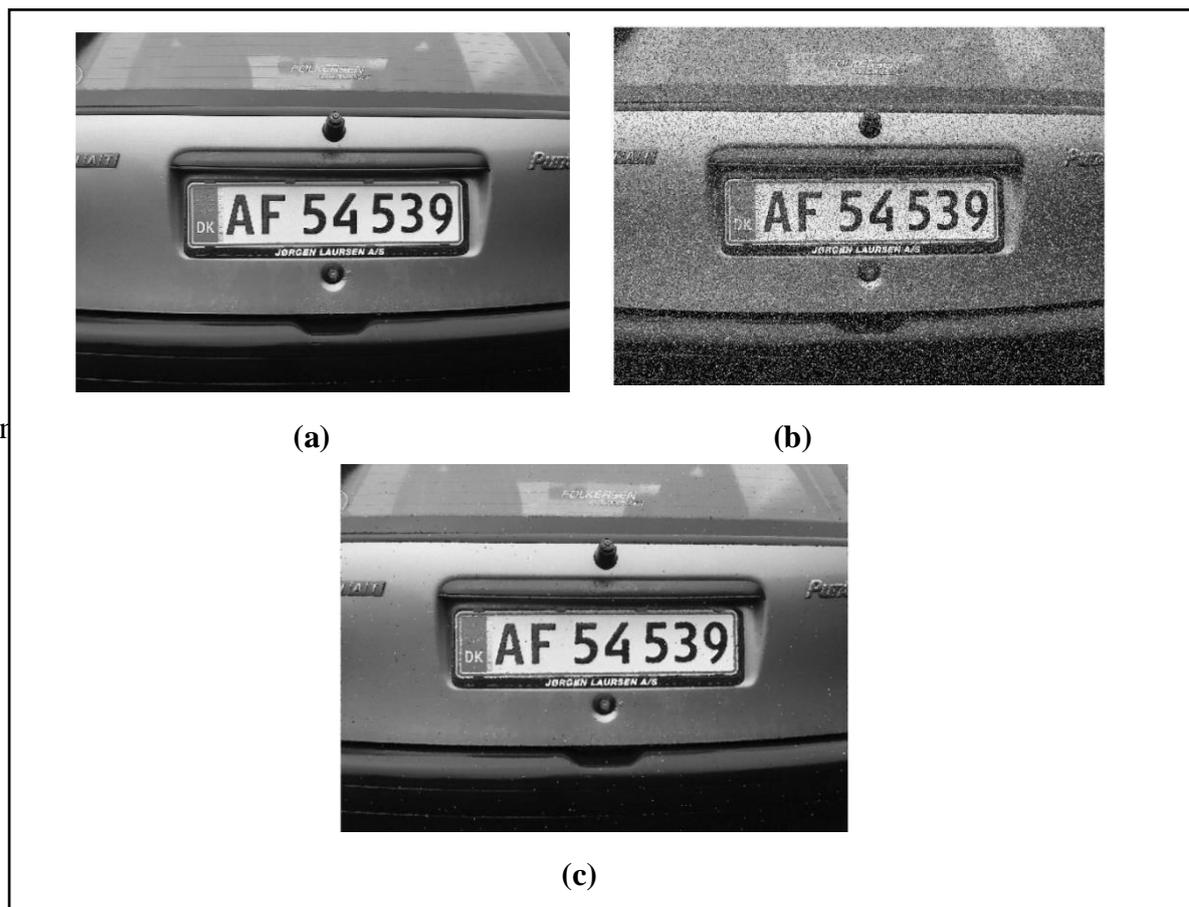


Figure II.27 : Filtrage par filtre médian, (a) : Image original, (b) : Image bruité, (c) : Filtrage

2) Filtre moyenneur

Est un filtre linéaire simple. son principe est basé sur le remplacement de chaque valeur de pixel dans une image par la valeur moyenne de ses voisins, y compris elle-même. Mais ne conserve pas les détails de l'image. Certains détails seront supprimés de l'image avec l'utilisation de ce filtre, le filtrage de l'image est donné par :

$$f(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t) \quad (\text{II.5})$$

Soit S_{xy} représentent l'ensemble de coordonnées dans une fenêtre de sous-image rectangulaire de taille $m * n$, centrée au point (x, y) . Le processus de filtrage de la moyenne arithmétique calcule la valeur moyenne de l'image corrompue $g(x, y)$ dans la zone définie par S_{xy} . La valeur de l'image restaurée en un point quelconque (x, y) est simplement la moyenne arithmétique calculée à l'aide des pixels de la région définie par S . En d'autres termes [16].

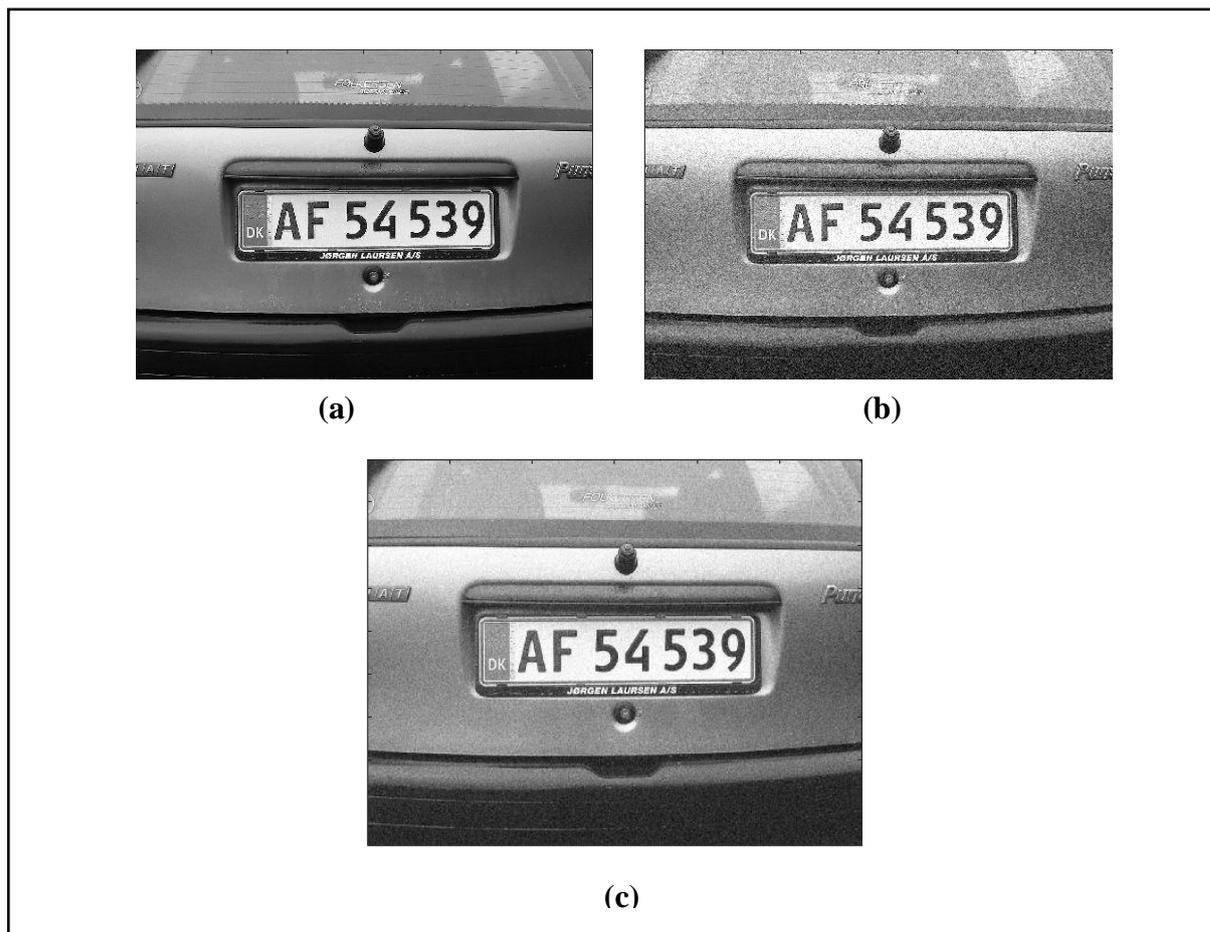


Figure II.28 : Filtrage par filtre moyennneur, (a) : Image original, (b) : Image corrompue par 12 % bruits gaussien, (c) : Filtrage

3) Filtre Gaussian

Le filtre gaussien lisse une image en calculant la moyenne pondérée dans une boîte à filtre. Il est utilisé pour supprimer le bruit et le flou de l'image. Probablement le filtre le plus utile (mais pas le plus rapide).

Le filtrage gaussien est effectué par convolution chaque point du tableau en entrée avec un noyau gaussien, puis en les additionnant pour produire le tableau en sortie

La distribution gaussienne en une-Dimension à la forme :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-x^2/2\sigma^2} \quad (\text{II.6})$$

En deux dimensions, il est le produit de deux telles fonctions gaussiennes, une dans chaque dimension :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{II.7})$$

Ou x est la distance de l'origine sur l'axe horizontal, y est la distance de l'origine sur l'axe vertical et σ est l'écart type de la distribution de gaussienne [17].

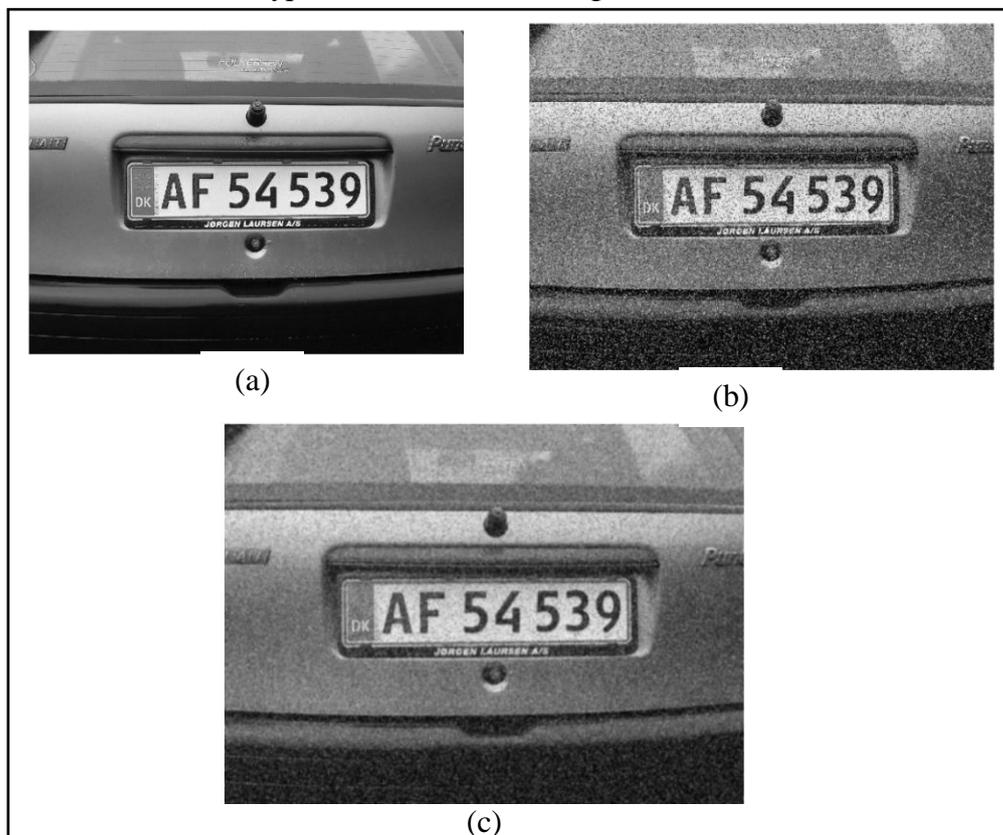


Figure II.29: Filtrage par filtre gaussien (a) : Image Originale, (b) : Image corrompue par 20% du bruit de sel et de poivre, (c) : Filtrage

5) Filtre de Wiener

Le but du filtre de Wiener est de filtrer le bruit qui a corrompu un signal. Ce filtre est basé sur une approche statistique.

- L'objectif du filtre de Wiener est de réduire autant que possible l'erreur quadratique moyenne (EQM) selon l'équation suivante :

$$MSE(\hat{x}) = \sum_{i,j=1}^N (x^{i,j} - \hat{x}(i,j))^2 \quad (\text{II.8})$$

Ou $(x^{i,j})$: la mesure de bruit, $\hat{x}(i,j)$: est l'image sans bruit, et N le nombre d'éléments dans $\hat{x}(i,j)$ [18].

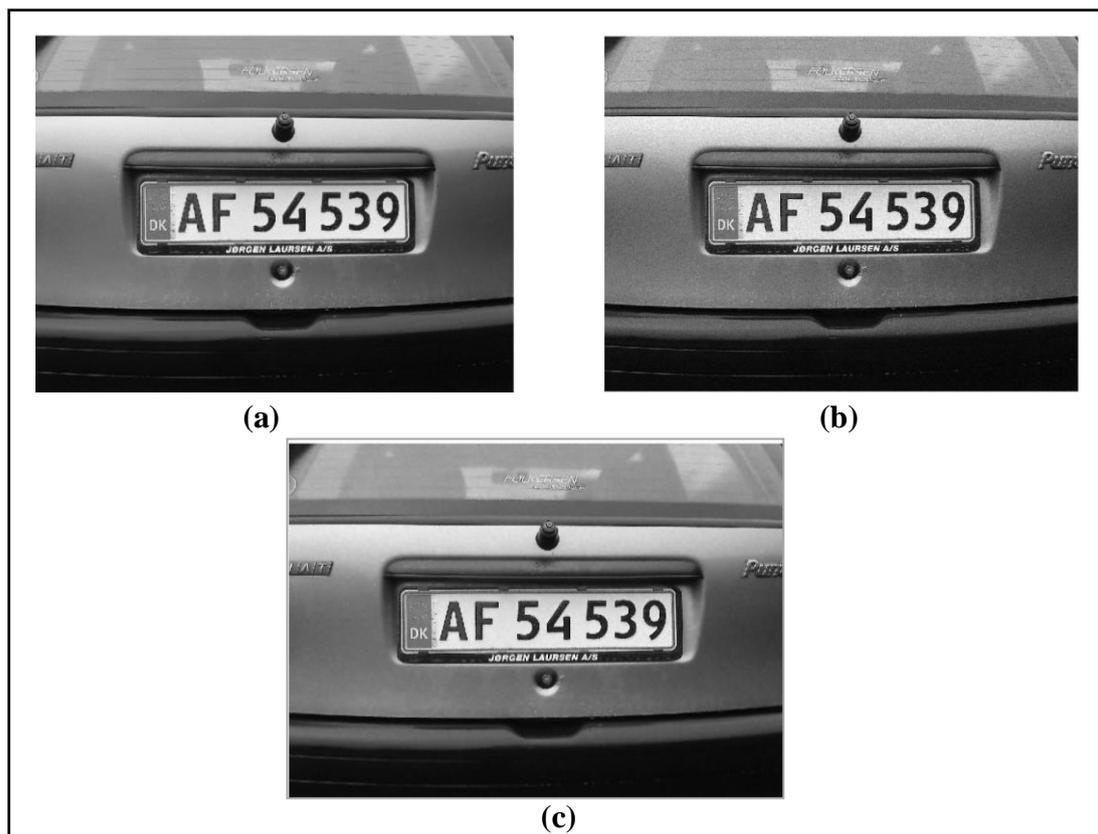


Figure II.30: Filtrage par filtre de Wiener, (a): Image originale, (b) : Image bruitée (bruit de poisson), (c) : Filtrage

II.6.2.3. Binarisation d'image

Pour les images acquises en niveaux de gris, la binarisation devient nécessaire avant d'attaquer la phase du traitement. La binarisation permet de mieux distinguer les caractères du fond, elle consiste à attribuer à chaque pixel de l'image une valeur de 0 ou 1 [19].

Le résultat de la reconnaissance de caractères dépend fortement de la binarisation. L'image binarisée de haute qualité peut donner plus de précision dans la reconnaissance des caractères par rapport à l'image d'origine, car de la présence du bruit dans l'image d'origine. En fait, le problème est de savoir quel algorithme de binarisation est approprié pour toutes les images. La sélection de l'algorithme de binarisation le plus optimal est difficile car différents algorithmes donnent des performances différentes sur des ensembles de données différents.

Cela est particulièrement vrai dans le cas de documents historiques, les images présentant des variations de contraste et d'éclairage. La figure II.31 montre la conversion de l'image en binaire.

Les algorithmes se divisent en deux catégories:

❖ *Binarisation globale*❖ *Binarisation locale.*

Les méthodes de *binarisation globales* utilisaient une valeur de seuil unique pour l'image entière et la méthode de *binarisation locale*, où la valeur de seuil était calculée localement pixel par pixel ou région par région [20].

a) Méthodes de binarisation

Cette section classe les méthodes de binarisation locales et globales importantes actuellement utilisées pour la binarisation.

Pour la binarisation globale, nous choisissons:

- 1) Méthode de seuillage fixe
- 2) Méthode Otsu
- 3) Méthode de Kittler

Pour la binarisation locale, nous choisissons:

- 1) Méthode Niblack
- 2) Méthode adaptative
- 3) Méthode Sauvola



Figure II.31 : Conversion en image binaire, (a) : Image en niveau de gris, (b) : Image binarisée

II.6.2.4. Détection de contours

L'objectif de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image [21]. Il existe plusieurs méthodes de détection de l'image telle que :

1) Méthode de Sobel

Le principe de ce filtre est que l'opérateur calcule le gradient de l'intensité de chaque pixel. Ceci indique la direction de la plus forte variation du clair au sombre, ainsi que le taux de changement dans cette direction. On connaît alors les points de changement soudain de luminosité, correspondant probablement à des bords, ainsi que l'orientation de ces bords. L'opérateur utilise des matrices de convolution. La matrice (généralement de taille 3×3) subit une convolution avec l'image pour calculer des approximations des dérivées horizontale et verticale. Soit A l'image source, G_x et G_y deux images qui en chaque point contiennent des approximations respectivement de la dérivée horizontale et verticale de chaque point. Ces images sont calculées comme suit:

$$G_x = \begin{pmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{pmatrix} * A \quad \text{et} \quad G_y = \begin{pmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix} * A$$

En chaque point, les approximations des gradients horizontaux et verticaux peuvent être combinées comme suit pour obtenir une approximation de la norme du gradient:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (\text{II.9})$$

2) Méthode de Prewitt

La matrice qui correspond au filtrage horizontal, faisant ressortir essentiellement les contours verticaux, selon l'opérateur de Prewitt, s'écrit $h_x = [-1 \ 0 \ 1]$ tandis que la matrice verticale h_y est sa transposée. Les deux convolutions avec le tableau de valeurs initiales créent deux tableaux G_x et G_y à l'origine du tableau G sur lequel on peut localiser les maximums [21].

3) Méthode de Canny

Le filtre de canny (ou détecteur de canny) est utilisé en traitement d'images pour la détection des contours. L'algorithme est conçu par John canny en 1986 pour être optimal suivant trois critères clairement explicités :

- Bonne détection : faible taux d'erreur dans la signalisation des contours
- Bonne localisation : minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels
- Clarté de la réponse : une seule réponse par contour et pas de faux positifs [22].

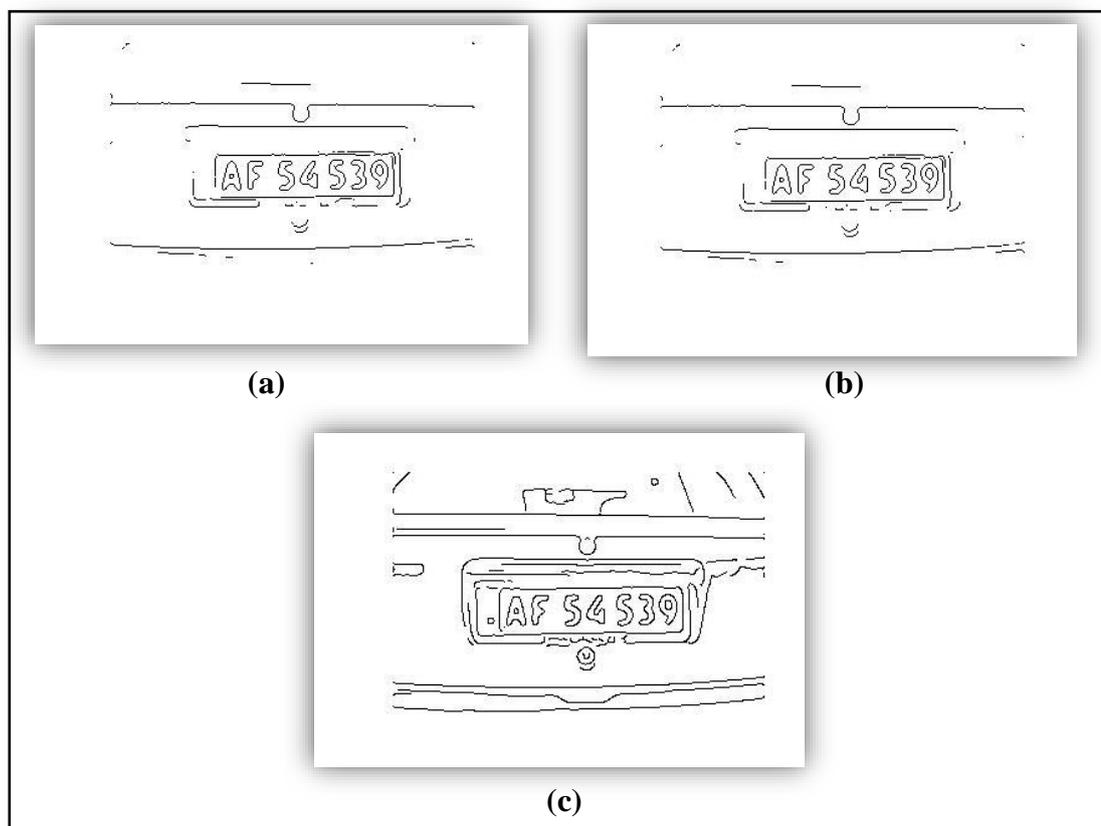


Figure (II.32) : les méthodes de détection de contours, (a) méthode de prewitt, (b) méthode de sobel, (c) méthode de canny

II.6.3. Extraction des plaques d'immatriculation (PI)

Une fois que l'image du véhicule est obtenue, l'étape suivante consiste à extraire la plaque d'immatriculation. À cette fin, cette deuxième étape est basée sur l'identification des caractéristiques de la plaque minéralogique au sein de l'image, telles que sa couleur, sa forme ou ses caractères, afin de détecter sa position et ainsi pouvoir l'extraire [23].

Il existe une grande variété de méthodes d'extraction des plaques d'immatriculation. Ces méthodes peuvent être classées comme suit :

II.6.3.1. Extraction selon l'information de contour

L'une des caractéristiques les plus importantes des plaques d'immatriculation étant leur forme rectangulaire, le fait d'identifier les arêtes de ce rectangle est un moyen très courant et efficace de localiser et d'extraire des plaques d'immatriculation.

En fait, ce sont les plus simples de toutes les méthodes d'extraction de plaques d'immatriculation, étant très rapides et simples. Cependant, pour que ces méthodes donnent des résultats fiables, les bords des plaques d'immatriculation doivent être continus et les images peu complexes, c'est-à-dire qu'elles ne doivent pas contenir trop d'arêtes indésirables pouvant être confondues avec les plaques d'immatriculation [23]

Quelques exemples de cette méthode sont les suivants: filtre Sobel, algorithme de détection de contour vertical.

II.6.3.2. Extraction selon l'information globale de l'image

Une autre approche courante pour l'extraction de plaques d'immatriculation consiste à utiliser des caractéristiques globales de l'image. Ce type de méthodes vise à trouver un objet connecté dans l'image dont la dimension est similaire à celle d'une plaque d'immatriculation.

Elles constituent également des méthodes très simples, totalement indépendantes de l'emplacement de la plaque d'immatriculation dans l'image. Néanmoins, elles prennent très longtemps et peuvent présenter des problèmes avec des images de mauvaise qualité, dans la mesure où elles risquent de générer des objets brisés qui peuvent rendre difficile l'emplacement de la plaque d'immatriculation [23]

Certaines de cette méthode sont les suivantes: analyse en composantes connectées (ACC), algorithme de détection de contour ou corrélation croisée 2D avec un modèle de plaque d'immatriculation prédéfini

II.6.3.3. Extraction selon les caractéristiques de texture

Une autre caractéristique typique des plaques d'immatriculation est leur transition de couleur fréquente de la couleur d'arrière-plan, blanche ou jaune, à la couleur des caractères, généralement le noir.

Par conséquent, plusieurs méthodes ont été développées afin de tirer parti de ces caractéristiques de texture.

En effet, elles constituent des techniques très robustes, capables de détecter des plaques d'immatriculation même si leurs limites sont déformées. Cependant, ils sont complexes en termes de calcul, en particulier lorsque l'image présente plusieurs contours [12]

Voici quelques exemples de ces méthodes : Filtrage par Transformée de Fourier Discrète, ou filtres de Gabor

II.6.3.4. Extraction selon les caractéristiques de couleur

Cet autre type de méthodes repose sur le fait que la plupart des plaques d'immatriculation partagent les mêmes couleurs, qui sont généralement le noir et le blanc ou le noir et le jaune. Ainsi, ils se concentrent sur cette fonctionnalité, c'est-à-dire qu'ils analysent les couleurs des images, afin de détecter les plaques d'immatriculation.

Grâce à cela, il est possible de détecter même des plaques d'immatriculation inclinées ou déformées. Néanmoins, ces techniques reposent largement sur les limites du jeu de couleurs utilisé. Par exemple, les conditions d'éclairage affectent fortement le RVB et le TSL (teinte, saturation, luminosité) est très sensible au bruit. En outre, une détection erronée peut se produire si les couleurs de la plaque d'immatriculation sont également présentes dans d'autres parties de l'image [23]

Certains exemples de cette méthode sont : détection de contour de couleur, utilisation des algorithmes génétique.

II.6.3.5. Extraction selon les caractéristiques de caractère

Comme chacun le sait, le noyau de toutes les plaques d'immatriculation est le numéro d'enregistrement indiqué, composé d'une combinaison de caractères alphanumériques. Par conséquent, les méthodes qui utilisent des caractéristiques de caractère profitent de ce fait pour localiser et extraire la plaque d'immatriculation de l'image.

En réalité, ce sont des techniques assez robustes qui ne sont pas affectées par la rotation de la plaque d'immatriculation. Cependant, ils prennent généralement beaucoup de temps et une détection incorrecte peut parfois se produire si des caractères supplémentaires sont présents dans l'image [12].

Quelques exemples de cette méthode sont les suivants : appliquer la transformation de hough, utilisation la largeur des caractères, utilisation la projection horizontale

II.6.3.6. Extraction selon la combinaison de caractéristiques

Si toutes les méthodes précédentes produisent déjà remarquablement de bons résultats, une fois que ces méthodes sont correctement combinées, les performances du système peuvent être améliorées. En d'autres termes, l'utilisation combinée de deux ou plusieurs fonctionnalités offre des résultats plus fiables, mais au détriment d'une augmentation des coûts de calcul et de la complexité du système [12].

Voici quelques exemples de ce type de méthodes: combinaison de caractéristiques de couleur et de texture, combinaison de caractéristiques de couleur et de contour, voire la combinaison des trois. En plus de cela, les combinaisons les plus récentes et probablement les plus réussies sont celles qui combinent certaines des techniques précédemment expliquées avec les classificateurs d'apprentissage machine

II.6.3.7. Avantages et inconvénients de chaque classe de méthodes d'extraction de la PI

Méthodes d'extraction	Avantages	Inconvénients
Selon l'information de contour	Le plus simple et rapide	Peu être appliqué à des images complexes car ils sont trop sensibles aux bords indésirables
Selon l'information globale de l'image	Simple, indépendant de la position de la plaque d'immatriculation	Peut générer des objets cassés.
Selon les caractéristiques de texture	Être capable de détecter même si le bord est déformé	Calcul compliqué quand il y a beaucoup de contour
Selon les caractéristiques de couleur	Être capable de détecter les plaques d'immatriculation inclinées et déformées.	RVB est limité aux conditions d'éclairage, TSL est sensible au bruit.
Selon les caractéristiques de caractère	Robuste à la rotation.	Prendre du temps (traiter tous les objets binaires), produire des erreurs de détection lorsque d'autres textes dans l'image
Selon la combinaison de caractéristiques	Plus fiable	Complexe de calcul

Tableau II.2 : Avantages et inconvénients de méthodes d'extraction de la PI [23].

II.6.4. Segmentation des plaque d'immatriculation

Une fois que la plaque d'immatriculation extraite de l'image, la troisième étape d'un système RPI est la segmentation de la plaque d'immatriculation. Elle consiste à extraire de l'image de la plaque d'immatriculation chacun des caractères qui y figurent.

À cette fin, tout d'abord, une étape de prétraitement est généralement effectuée sur l'image afin d'améliorer sa qualité et de faciliter ainsi l'extraction des caractères. Par exemple, un problème couramment traité dans cette étape de prétraitement est la correction d'inclinaison. En général, l'amélioration de la qualité de l'image de plaque d'immatriculation extraite est un aspect essentiel pour réussir la segmentation de la plaque d'immatriculation. Ensuite, une fois l'étape de prétraitement terminée, la segmentation appropriée de la plaque d'immatriculation est effectuée.

Comme pour la phase précédente, de nombreuses méthodes ont été mises au point en fonction des caractéristiques de l'image de plaque d'immatriculation utilisées. Ci-dessous, une brève description des différentes approches existantes est fournie.

II.6.4.1. Utilisation de la connectivité en pixels

Comme on peut le voir à la figure II.33, la connectivité entre les pixels correspond au rapport entre les pixels de l'image et les pixels qui les entourent, c'est-à-dire leurs pixels voisins. Cette fonctionnalité peut être utilisée pour la segmentation de plaques d'immatriculation

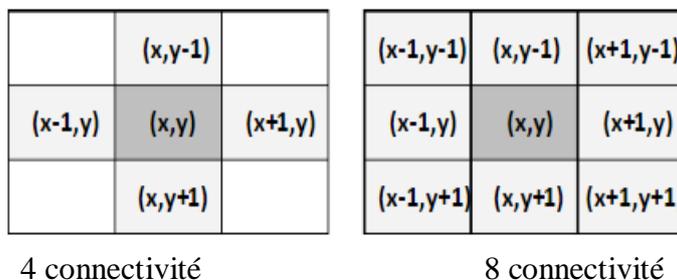


Figure II.33: Exemples de connectivité de pixels [24]

Ce type de technique est à la fois simple et direct. En fait, il s'avère très résistant à la rotation des plaques numérotées. Néanmoins, ils ne parviennent généralement pas à extraire les caractères joints ou cassés, ce qui peut parfois poser problème [25].

II.6.4.2. Utilisation de profils de projection

D'autres méthodes de segmentation de plaques d'immatriculation reposent sur l'extraction et l'analyse des profils de projection de l'image de la plaque. Celles-ci représentent la somme

courante des valeurs des pixels d'une image dans une certaine direction, généralement horizontale ou verticale. Comme toutes les plaques numérotées partagent la structure commune de plusieurs caractères alphanumériques noirs dans une rangée 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 le voir dans la figure II.34

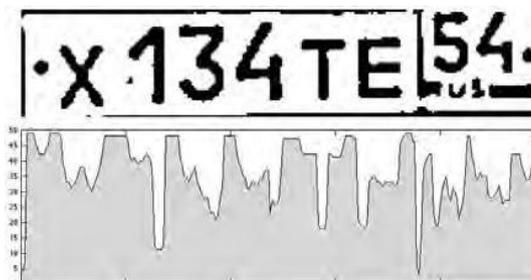


Figure II.34 : Méthodes de profils de projection verticale [12]

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 d'immatriculation. Cependant, ils présentent également certains inconvénients, comme être fortement affecté par le bruit et nécessiter une connaissance préalable du nombre exact de caractères figurant sur la plaque d'immatriculation, qui varie généralement d'un pays à l'autre [25].

Un exemple de cette méthode serait: projection verticale de l'histogramme d'une image binaire de la plaque d'immatriculation

II.6.4.3. Segmentation selon la connaissance préalable des caractères

Les méthodes qui utilisent la connaissance préalable des caractères sont basées sur l'idée que si les positions et le nombre de caractères figurant sur la plaque d'immatriculation sont connus, il n'est pas difficile d'extraire ces caractères à l'aide d'un modèle. En effet, ils constituent des méthodes très simples. Néanmoins, ils sont totalement limités par la connaissance préalable du format de la plaque minéralogique et toute modification de celle-ci peut affecter le résultat de la segmentation de la plaque minéralogique [23].

Quelques exemples de cette méthode sont: numérisation de plaque d'immatriculation ou redimensionnement de plaque d'immatriculation dans une taille de modèle connue

II.6.4.4. Segmentation à l'aide de contours de caractères

Les caractères figurant sur une plaque d'immatriculation ayant généralement une taille fixe, la modélisation par contour de ces caractères est une autre technique habituellement utilisée

pour la segmentation d'une plaque d'immatriculation. Ce type de technique consiste généralement à rapprocher la forme des caractères en un rectangle de dimensions fixes, puis à rechercher les caractéristiques de l'image de la plaque d'immatriculation qui correspondent à ce rectangle, d'où la recherche des caractères.

Ce sont des techniques très simples, rapides et simples, qui peuvent même détecter des caractères apparaissant dans des plaques d'immatriculation inclinées. Néanmoins, ils peuvent présenter des problèmes avec des images de mauvaise qualité, dans lesquelles certains caractères risquent de ne pas être très bien distingués, conduisant à une détection erronée des contours [12].

Voici quelques exemples de ce type de techniques: algorithmes de recherche de contours ou modèle de contour actif basé sur la forme

II.6.4.5. Segmentation à l'aide de combinaison de caractéristiques

Comme dans la phase précédente, la combinaison de plusieurs de caractéristiques décrites ci-dessus offre des résultats de segmentation plus fiables. Mais, encore une fois, le prix à payer est sa complexité de calcul.

II.6.4.6. Avantages et inconvénients de chaque classe de méthodes de segmentation de la PI

Méthodes de segmentation	Avantages	Inconvénients
Utilisation de la connectivité en pixels	Simple et direct, robuste à la rotation de la plaque d'immatriculation.	Ne réussit pas à extraire tous les caractères lorsqu'il y a des caractères joints ou cassés.
Utilisation de profils de projection	Indépendamment des positions du caractère, être capable de gérer une certaine rotation.	Le bruit affecte la valeur de projection et nécessite une connaissance préalable du nombre de caractères de la plaque d'immatriculation
selon la connaissance préalable des caractères	Simple.	Limité par la connaissance antérieure, tout changement peut entraîner des erreurs
Segmentation à l'aide de contours de caractères	Peut obtenir les limites exactes du caractère	Lent et peut générer un contour incomplet ou déformé
à l'aide de combinaison de caractéristiques	Plus fiable.	Complexe de calcul

Tableau II.3 : Avantages et inconvénients méthodes de segmentation de la PI [23].

II.6.5. Reconnaissance de caractères

La dernière étape de chaque système RPI reconnaît avec succès chacun des caractères de plaque d'immatriculation précédemment extraits. À ce stade, de nouveaux problèmes apparaissent, tels que la taille et l'épaisseur des caractères dues aux facteurs de zoom, différentes polices de caractères pour différents pays, des caractères bruités ou brisés, Afin de répondre à toutes ces questions, il y a deux principaux types de méthodes, qui sont basées sur l'utilisation de deux fonctions d'image de caractères différents.

II.6.5.1. Utiliser des données brutes

Comme leur nom l'indique, ces méthodes 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 correspondance des modèles.

Ce sont des méthodes très simples et directes, mais elles ne peuvent reconnaître correctement que les caractères à une seule police, non pivotés, non rompus et de taille fixe. De plus, le fait de traiter tous les pixels de l'image, y compris les pixels non importants, rend ces méthodes plus longues que les autres [12].

Voici quelques exemples de ces méthodes: Correspondance de modèle, corrélation croisée normalisée

II.6.5.2. Reconnaissance de caractères à l'aide d'extraction de caractéristiques

Contrairement à la précédente, cet autre type de technique repose sur l'idée que tous les pixels de l'image de caractères ne sont pas également pertinents pour la reconnaissance des caractères. Ainsi, en utilisant cette approche, le temps de traitement est considérablement réduit et la distorsion de l'image affecte moins sur le résultat final. Néanmoins, le processus d'extraction des fonctionnalités nécessite un peu plus de temps et si les caractéristiques ne sont pas robustes, la reconnaissance risque de se dégrader [12].

Après l'extraction des caractéristiques, de nombreux classificateurs peuvent être utilisés pour reconnaître des caractères, tels que : Réseau de neurones artificiels [26], Machines à Vecteurs de Support [27], Modèle de Markov Caché (MMC) [28].

II.7 CONCLUSION

Dans Ce chapitre nous présentons une étude complète sur le système de RPI, incluant les éléments principaux utilisés pour la reconnaissance ainsi que ces domaines d'utilisation du

système de RPI, de plus nous avons abordé les méthodes existantes dans chaque étapes en donnant des exemples des techniques utilisé a chaque méthode.

CHAPITRE III :

Application a la Reconnaissance des Plaques D'immatriculation Algérienne

III.1 INTRODUCTION

L'un des principaux objectifs de la détection et de la reconnaissance automatiques des plaques d'immatriculation de voitures est de réduire la main d'œuvre, le coût, le temps et de rendre le processus rapide et hautement disponible. Il est nécessaire d'identifier et de lire le numéro de la plaque d'immatriculation du véhicule à partir de photo prise par des dispositifs de surveillance. Il est nécessaire de convertir l'image en format texte avant de pouvoir l'utiliser par d'autres parties du système, sans intervention humaine.

III.2 PLAQUE D'IMMATRICULATION ALGERIENNE

La plaque d'immatriculation en Algérie est composée de dix chiffres, voir figure III.1



Figure III.1 : Plaque d'immatriculation algérienne

Nous commençons par la droite :

« 19 » Correspond du code de la wilaya d'immatriculation.

« 15 » Correspond a l'année de mise en marche de véhicule.

« 1 » Correspond au type de véhicule, ici c'est 1 car c'est une véhicule léger, « 3 » pour le poids lourd.

« 01813 » Correspond au numéro de dossier du véhicule.

III.3 LE SYSTEME DE RPI PROPOSE

Le système conçu dans le cadre de ce projet est composé de les étapes suivante : étape d'acquisition d'image, étape de prétraitement de l'image comprenant la conversion d'un format d'image en un autre , le filtrage et la binarisation d'image, 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.

L'organigramme du système de RPI est illustré à la figure III.2

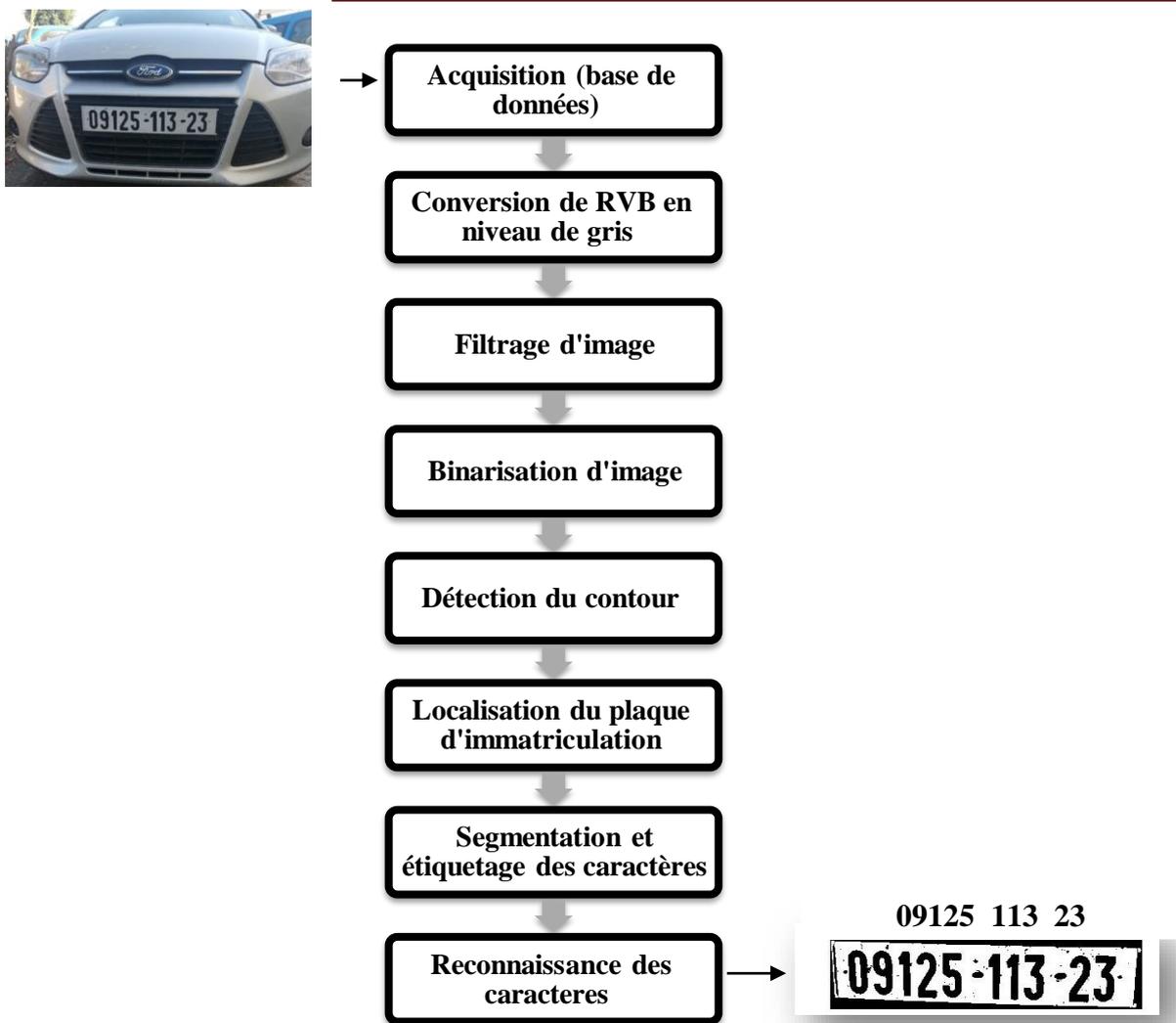


Figure III.2 : Organigramme du système de RPI

- 1- **Acquisition** : La première étape consiste à capturer une image à l'aide d'un appareil photo HR, ces images seront prises et stockées au format PNG ou JPEG, l'image d'entrée est de taille 960 x 720.



Figure III.3 : Image originale

- 2- **Conversion en niveau de gris** : Afin de réduire la luminance de l'image couleur, la conversion en niveaux de gris est appliquée (on utilisant l'équation II.2. Cela permet de réduire le bruit de l'image dans une certaine mesure et facilite également le traitement ultérieur de l'image. La figure III.4 montre l'image d'un véhicule qui avait été appliqué avec le filtre en niveaux de gris.



Figure III.4 : Conversion l'image en niveaux de gris, (a) : Image original, (b) : Image en niveaux de gris

- 3- **Filtrage d'image** : Une fois l'image convertie, elle est soumise à un processus de lissage afin d'éliminer le bruit. Dans ce cas, le filtrage médian a été utilisé. La taille du voisinage utilisé est de 5×5 . Le résultat de ce processus est une image avec moins de bruit et un meilleur lissage. Le résultat est illustré à la figure III.5.



Figure III.5 : Filtrage d'image, (a) : Image en niveau de gris, (b) : Image filtrée

- 4- **Binarisation d'image** : cette étape consiste à convertir l'image en réduisant les informations contenues dans l'image de 256 nuances de gris à 2 : noir et blanc, cela permet de faciliter la reconnaissance des caractères.



Figure III.6 : Binarisation d'image, (a) : Image originale, (b) : Image binaire

- 5- **Détection du contour :** Une fois l'image convertie en niveaux de gris et lissée à l'aide d'un filtre numérique médian, un algorithme de détection des contours a été utilisé pour rechercher les contours d'une image en appliquant la méthode de prewitt. Elle produit les bords aux points où le gradient d'une image est le maximum. Cet algorithme donne le détecteur de contour optimal avec un taux d'erreur très faible. La figure (9) montre l'image après effet la détection de contour prewitt.

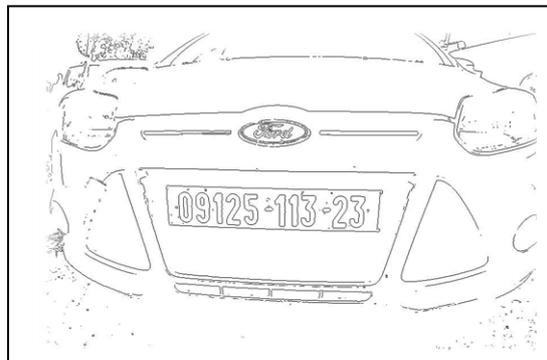


Figure III.7 : Détection des contours

- 6- **Localisation de la plaque d'immatriculation :**

C'est l'une des sections importantes. Comme mentionné précédemment, l'image est soumise à plusieurs processus. La figure III.8 montre l'algorithme de localisation la région de la plaque d'immatriculation

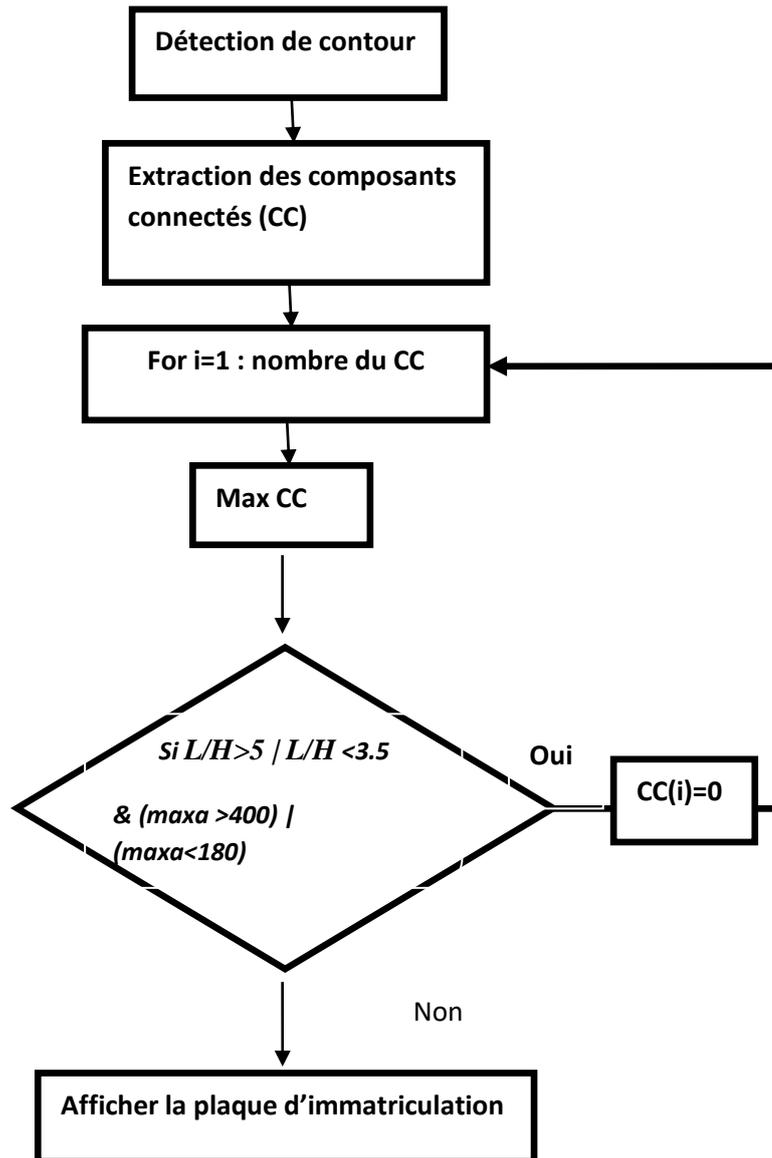


Figure III.8 : Algorithme de localisation de la plaque

Ou **L** : Largeur de la PI, **H** : Hauteur de la PI, **maxa** : Surface de la PI

Après la détection des contours de l'image, l'étape suivante consiste à étiqueter les régions connectées. Dans notre cas, nous indiquons également que les régions connectées doivent avoir au moins 8 objets connectés. Et classées les avec ses coordonnées.

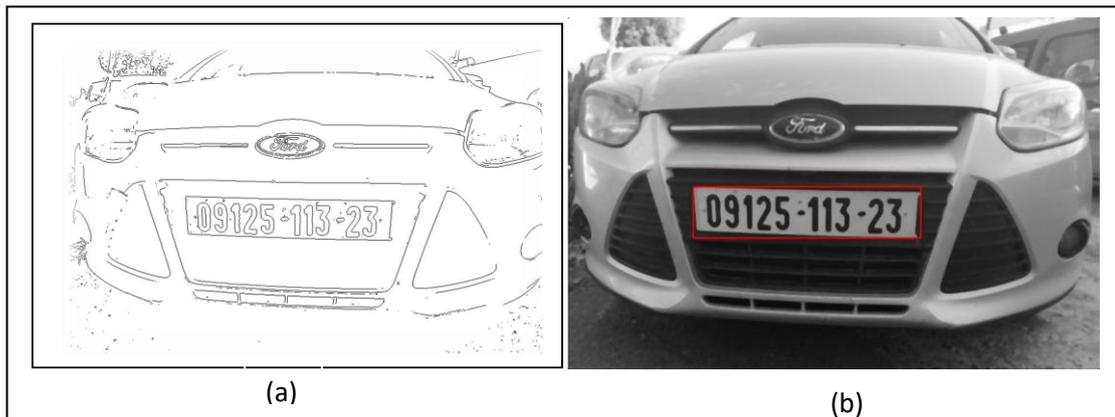


Figure III.9 : Localisation de la plaque, (a) : Détection de contour, (b) : Localisation la région de la plaque

Comme nous l'avons vu dans l'image précédente, la région de la plaque d'immatriculation est celle qui a la plus grande surface.



Figure III.10: Extraction de plaque d'immatriculation

7- Segmentation et étiquetage des caractères: Après avoir localisé la région de la plaque d'immatriculation, vient l'étape de la segmentation qui est le processus par lequel nous séparons chaque caractères de la plaque d'immatriculation afin de les traiter un par un.

- Différentes méthodes peuvent être utilisées pour réaliser le processus de segmentation, notre approche consiste a créer des cadres de sélection autour de chaque caractère.
- Une fois les composants connectés sont trouvés, la commande de remplissage est utiliser pour remplir ces objets avec des couleurs différents voir *figure III.12*, Après cela la commande de cadre de sélection est utilisée pour dessiner des rectangles autour de tous les objets remplis
- Pour éviter les objets connectés petits ou trop grands, une condition concernant la taille minimale et la taille maximale d'un cadre de sélection est définie,

- Une fois ces boîtes englobantes créées, les sous images sont créées à partir de l'image en noir et blanc correspondant à chaque caractère, le résultat est illustré à la *figure III.13*.



Figure III.11 : Suppression des objets indésirables, (a) : Avant la suppression, (b) : Après la suppression



Figure III.12 : Remplissage des objets trouvés



Figure III.13 : Segmentation de la plaque

Après cela, les caractères segmentés seront redimensionnés à la taille du modèle, soit 42 x 24 pixels. Le but du redimensionnement est de rendre la taille des caractères comparable à celle des modèles :



Figure III.14 : Redimensionnement des chiffres

8- Reconnaissance des caractères :

La figure III.15 montre les étapes de reconnaissance des caractères .

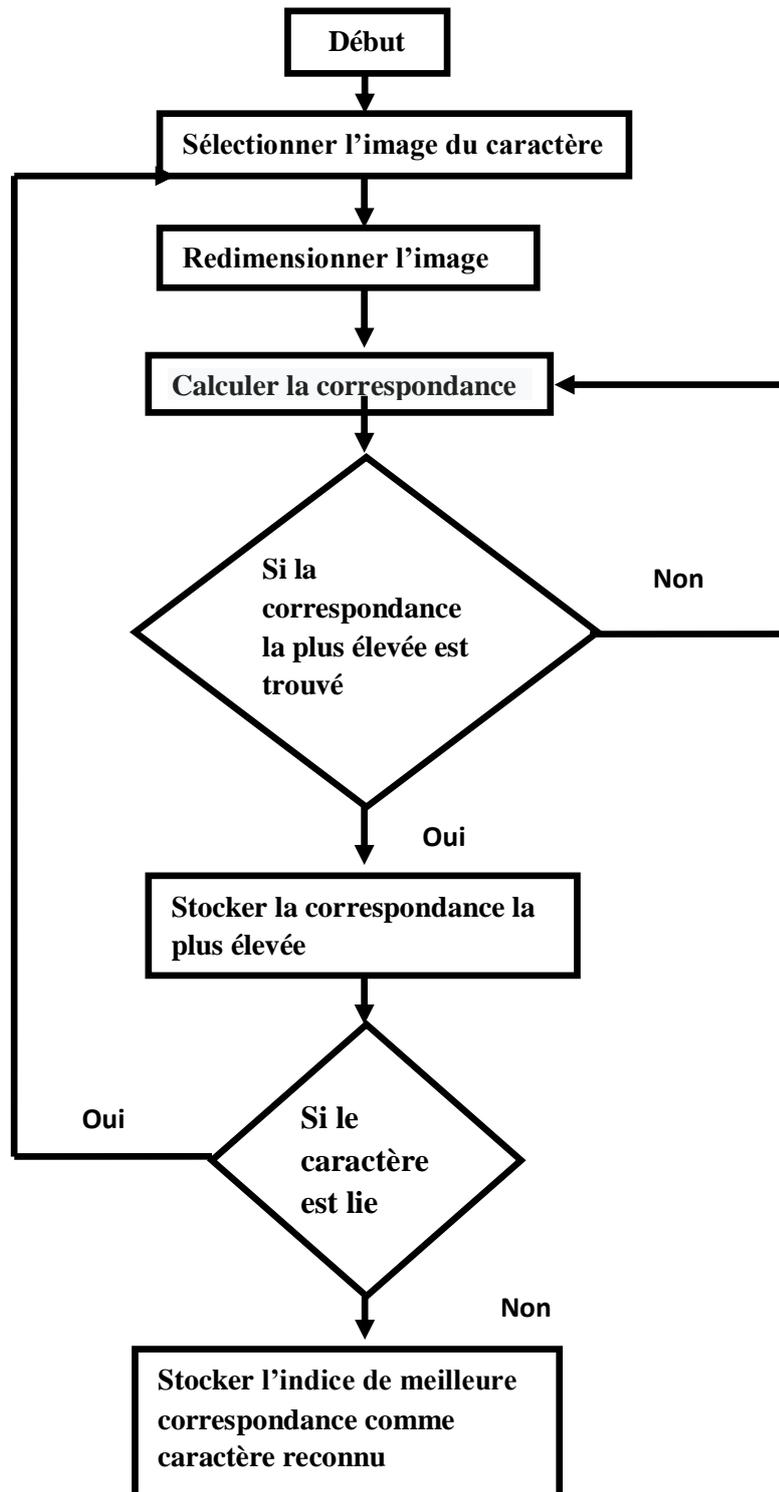


Figure III.15 : Algorithme de reconnaissance de caractères

La reconnaissance des caractères est effectuée à l'aide d'une correspondance de modèle. Les modèles sont normalisés à 42 x 24 pixels et stockés dans la base de données. Les modèles doivent tenir dans une fenêtre sans espaces blancs des quatre côtés. Une fois les caractères segmentés, nous commençons la reconnaissance des caractères par corrélation à 2 dimensions. Nous corrélons chaque caractère segmenté avec les modèles de chiffres de la base de données, puis nous choisissons la valeur de chaque caractère en fonction du résultat de la corrélation.

Le résultat de la reconnaissance des caractères est sélectionné en fonction des valeurs maximales de corrélation pour chaque caractère. Seuls les composants connectés affichant les valeurs de corrélation maximales seront sélectionnés, les cases restantes seront ignorées. Le résultat final du système de RPI est présenté à la figure III.17 ci-dessous.



Figure III.16 : Modèles utilisés pour la correspondance de modèles

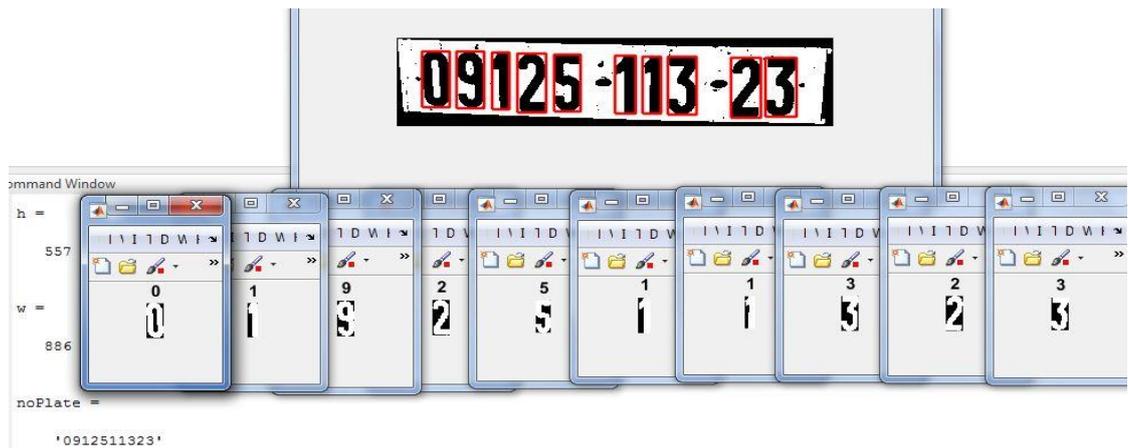


Figure III.17 : Résultat final

III.4 RESULTATS EXPERIMENTAL

Les résultats de la correspondance de modèle pour la reconnaissance des caractères sur certaines des plaques d'immatriculation algériennes à partir d'images statiques

Sont illustrés au *tableau III.1*. La comparaison des autres résultats expérimentaux est illustrée au *tableau III.2*

Image	Plaque réelle	Plaque prédite	Caractères non identiques	Taux de réussite
	15416 112 24	15416 112 24	0	100%
	00087 119 24	0087 119 24	0	100%
	695195 00 16	695795 00 76	2	80%
	01943 118 24	01943 118 24	0	100%

	008951 314 16	00895 3 4 6	3	70%
	01813 115 19	01813 11519	0	100%

Tableau III.1 : Exemple de reconnaissance des plaques d'immatriculation.

- Le système proposé pour cette recherche a été testé sur quelques images car il n'y a pas de base de données de plaques d'immatriculation (PI) algérienne, Le temps moyen pour la détection PI est de 2 secondes alors que le temps moyen pour la segmentation et la reconnaissance est de 10 secondes. Ainsi, le temps moyen total de capture de l'image pour reconnaître la plaque d'immatriculation est de 12 secondes.

III.5 CONCLUSION

Ce chapitre explique la méthodologie qui a été suivie tout au long du développement de ce projet. La section III.3 explique en détail comment le système de reconnaissance automatique des plaques d'immatriculation a été développé, en décrivant en détail la mise en œuvre de chacune des différentes étapes du système.

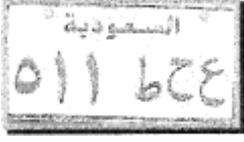
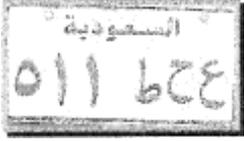
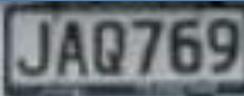
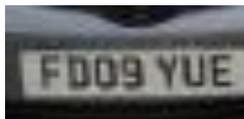
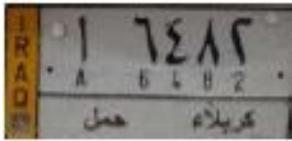
	Méthodes utilisées	Type de la PI	Nombre d'image	Taux de reconnaissance
Mohammed Jameel Ahmed [11]	Approche syntaxique		310	95,24%
Mohammed Jameel Ahmed	Réseau de neurone		310	85,16%
Jia Wang [29]	Corresponde de modèle		80	72,5%
Iia Wang [29]	Réseau de neurone		80	75%
Leticia Fernandez Sanchez [12]	Reconnaissance optique des caractères		300	99.2%
Dr. Eyad I. Abbas [30]	Opérateurs morphologiques, détection de bord, transformation de Hough et correspondance de modèle.		60	98.245%
Zuber. H [31]	Analyse composants connectés, reconnaissance optique des caractères et correspondance de modèle		23	82.1%

Tableau III.2 : Comparaison d'autres résultats expérimentaux

Conclusion
générale

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Dans ce travail, nous avons présenté un système de détection et de reconnaissance des plaques d'immatriculation algérienne. Le développement du système proposé est basé au début sur l'extraction de la plaque d'immatriculation à l'aide de l'utilisation d'une méthode de détection de contour. Puis séparé les caractères de la plaque d'immatriculation par segmentation. Enfin la correspondance des modèles est appliquée avec l'utilisation de la corrélation pour la reconnaissance des caractères de la plaque.

Nous avons présenté un certains nombre de notions et de définitions concernant le domaine de traitement d'image que nous avons utilisé pour réaliser notre travail. tel que la conversion d'un format d'image en un autre, ainsi que l'utilisation des filtres pour améliorer la qualité visuelle de l'image par l'élimination les effets de bruits existantes dans l'image, De plus, la binarisation de l'image .

Les résultats fournis par le système de plaque d'immatriculation de voiture ont été testés avec succès.

Comme perspectives, nous souhaiterons

- Améliorer les résultats obtenus en analysant les cas de défaillances.
- Augmenter le nombre de plaque que reconnaît le système.
- Améliorer la détection des plaques, notamment dans le cas des voitures inclinées
- Tester d'autres méthodes de classification utilisant les machines à vecteurs de support (SVM) ou des réseaux de neurones artificiels (ANN).

Bibliographie

- [1] Dutt, Vinita, Vikas Chaudhry, and Imran Khan. "Pattern recognition: an overview." *American Journal of Intelligent Systems* 2.1 (2012): 23-27.
- [2] Zaghdoudi Rachid, « les techniques de reconnaissance de forme, application : a la reconnaissance de l'écriture arabe », thèse, université 08 mai 1945, 2018
- [3] Cornelius, T. "Leondes: Image Processing and Pattern Recognition." (1998).
- [4] DJABEUR, DJEZZAR Mohammed Rafik, and Feth-allah BENKADA. *Mise au Point d'une Application de Reconnaissance de Formes*. Diss. 08-01-2018.
- [5] Luo, Daisheng. *Pattern recognition and image processing*. Elsevier, 1998.
- [6] هدية صالح عبد الله. "تمييز الصور باستخدام المطابقة القالبية المعتمدة على معامل الارتباط." *مجلة التربية والعلوم* 23.43 (2010): 182-193.
- [7] Muallim, Mohammad Tarek Al. "Pattern Recognition using Artificial Immune System." *arXiv preprint arXiv:1709.04317*(2017).
- [8] . جامعة السودان .Diss. التعرف الآلى على الحروف العربية المنعزلة باستخدام الشبكات العصبية. امين et al . للعلوم والتكنولوجيا, 2014.
- [9] Moharil, Bhupendra, et al. "An efficient approach for automatic number plate recognition system using quick response codes." *IJCSIT* 3.0975-9646 (2012): 5108-5115.
- [10] Atanassov, A. "Advanced Software Architecture Of An Automatic Vehicle Number Plate Recognition System." *Journal of the University of Chemical Technology & Metallurgy* 47.1 (2012).
- [11] Ahmed, Mohammed Jameel, et al. "License plate recognition system." *10th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems, 2003. ICECS 2003. Proceedings of the 2003*. Vol. 2. IEEE, 2003.
- [12] Fernández Sánchez, Leticia. "Automatic Number Plate Recognition (ANPR) System using Machine Learning Techniques." (2018).
- [13] « MATLAB | RGB image representation »,
- [14] Cook, John. "Three algorithms for converting color to grayscale." *The Endeavour* (2009).
- [15] KUMAR, Mentor-Mr MANJEET, Karan Choudhary, and Kovil Singh. "Image De-noising by Various Filters for Different Noise using MATLAB."
- [16] Abhishek yadav , « Digital image processing » , livre , ,new delhi boston usa ,

- [17] Collins, Robert. "Lecture 4: Smoothing." *CSE/EE486 Computer Vision I Introduction to Computer Vision CSE Department, Penn State University, Fall (2007)*.
- [18] Sumathi, S., E. Kirubakaran, and N. S. Bhuvaneshwari. "Wiener filter and gang scheduling algorithm for improving safety using gps signal." (2014).
- [19] A. Menasria, "Reconnaissance d'écriture manuscrite par technique à base de réseaux de neurones", Thèse de Magister de l'université de Constantine, 2005.
- [20] Naresh Kumar Garg, « Binarization Techniques used for Grey Scale Images », article, grdiel,bathinda india , juin 2013.
- [21] Bourahla et Rabhi, Houda et Chaima, "Matlab pour traitement de l'image fondement et applications", these, université mohammed boudiaf ,m'sila ,2017
- [22] Bourennane, E., et al. "Generalisation du filtre de canny-deriche pour la detection des contours de formes quelconques." *14° Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1993*. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, 1993.
- [23] Du, Shan, et al. "Automatic license plate recognition (ALPR): A state-of-the-art review." *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology* 23.2 (2012): 311-325.
- [24] de Souza, E. M., et al. "Cutting process parameters measurements by means of computer vision." *Blucher Mechanical Engineering Proceedings* 1.1 (2012): 314-321.
- [25] Mohammed jameel ahmed , « Licence Plate Recognition System » ,thèse , « DHAHRAN SAUDI ARABIA », JUNE 2003
- [26] Kocer, H. Erdinc, and K. Kursat Cevik. "Artificial neural networks based vehicle license plate recognition." *Procedia Computer Science* 3 (2011): 1033-1037.
- [27] Huang, Rentian, Hissam Tawfik, and Atulya K. Nagar. "Licence plate character recognition based on support vector machines with clonal selection and fish swarm algorithms." *2009 11th International Conference on Computer Modelling and Simulation*. IEEE, 2009.
- [28] Van Heerden, Renier Pelsier. *Hidden Markov models for robust recognition of vehicle licence plates*. Diss. University of Pretoria, 2002.
- [29] Wang, Jia. *Event-driven traffic ticketing system*. Diss. Auckland University of Technology, 2016.
- [30] Abbas, Eyad I., and Thaaer A. Hashim. "Iraqi Cars License Plate Detection and Recognition System using Edge Detection and Template Matching

Correlation." *Engineering and Technology Journal* 34.2 Part (A) Engineering (2016): 257-271.

- [31] Ahmed, Huda Zuber. "Design and implementation of car plate recognition system for ethiopian car plates." *Addis Ababa Ethiopia* (2011).